Ciclos Crediticios en el Perú

Working paper

Octubre 2025

Christian Alcarraz
Miguel Cabello
Rafael Nivín

FLAR
FONDO LATINOAMERICANO DE RESERVAS

Ciclos Crediticios en el Perú*

Christian Alcarraz [1]
Miguel Cabello [2]
Rafael Nivín [3]

Resumen

Conocer los movimientos cíclicos de variables macrofinancieras, como el crédito, es relevante no solo por conocer si enfrentamos un evento de sobrecalentamiento del sector financiero, sino también para proponer medidas de corte macroprudencial, a fin de evitar movimientos extremos en el ciclo financiero. En este estudio nos enfocamos en medir los cambios cíclicos de distintas medidas de crédito, tanto en logaritmos como en ratios respecto al PBI, y por tipos de crédito y monedas. Entre los resultados a resaltar encontramos que: (i) el crédito en moneda extranjera presenta al menos un ciclo más que el crédito en moneda nacional, lo que evidencia la necesidad de monitorear la evolución cíclica del crédito tanto a nivel agregado como por componentes (tanto por monedas como por tipo de crédito); (ii) las distintas medidas cíclicas del crédito no sugieren una alta correlación dinámica con el ciclo del PBI, lo cual implicaría que una medida macroprudencial basada en el ciclo del PBI como proxy del ciclo del crédito podría limitar su efectividad para atenuar eventos de sobrecalentamiento del crédito.

---

* Los puntos de vista expresados en este documento corresponden exclusivamente a los autores y no reflejan necesariamente la posición del Fondo Latinoamericano de Reservas, del Banco Central de Reserva del Perú o de la Universidad CUNEF. Los errores u omisiones que persistan en este trabajo son únicamente atribuibles a los autores.

[1] Fondo Latinoamericano de Reservas (FLAR)

[2] CUNEF Universidad

[3] Banco Central de Reserva del Perú (BCRP)

Contenido

1. Introducción 4

2. Procedimiento Empírico 5

2.1 Datos 5

2.2 Puntos de giro 6

2.2.1 Puntos de Giro del Crédito Agregado 7

2.2.2 Puntos de Giro del Crédito por moneda 9

2.2.3 Puntos de Giro del Crédito por tipo 11

2.3 Estimación del Ciclo Crediticio 13

2.3.1 Filtro de Hodrick-Prescott 13

2.3.2 Filtro de Christiano-Fitzgerald 13

2.3.3 Filtro de Hamilton 16

2.3.4 Filtro de Beveridge-Nelson modificado 16

2.3.5 Filtro Multivariado 18

2.3.6 Resultados 18

3. Conclusiones 29

4. Referencias 30

1 Introducción

La interacción entre el sector financiero y no financiero (también llamado *economía real*) es uno de los temas que más ha atraído la atención de investigadores y hacedores de política (*policymakers*), especialmente luego de la Gran Recesión del 2008 y la crisis financiera de los países de la Unión Europea en 2012.

En muchos modelos que analizan los ciclos económicos se incorporan factores o canales financieros para poder estudiar los mecanismos de transmisión de choques financieros en la actividad económica. Por ejemplo, Christiano, Motto, Rostagno (2014) aumentan el modelo neo-keynesiano básico para incorporar el canal del acelerador financiero de Bernanke-Gertler-Gilchrist (BCG). Los autores encuentran que la severidad de esta fricción financiera explica una gran proporción de las fluctuaciones económicas. Asimismo, Brunnermeier, Sannikov (2014) caracterizan la dinámica de una economía con fricciones financieras y muestran analíticamente que la incorporación de estas características hace que la economía sea proclive a enfrentar períodos de crisis.

Por otro lado, Borio (2014) resalta la importancia de incorporar factores financieros en los modelos macroeconómicos. Asimismo, provee una serie *hechos estilizados* (regularidades empíricas) referentes al ciclo financiero. La primera de ellas es que el ciclo financiero tiene una periodicidad más larga que la del ciclo económico, es decir que un ciclo financiero completo tiene una mayor longitud temporal que la de un ciclo económico completo. Segundo, la amplitud de los ciclos financieros es, en promedio, mayor a la del ciclo económico. Tercero, que el ciclo financiero está muy relacionado al comportamiento conjunto del crédito y del precio de la propiedad (vivienda). Asimismo, el autor resalta la relevancia para los reguladores monetarios y macroprudenciales de tener medidas creíbles del ciclo financiero.

Para el caso peruano, Aparicio y Moreno (2011) caracterizan la respuesta del gasto por provisiones de las distintas carteras de crédito ante cambios en la actividad económica. Ellos encuentran que la respuesta es no lineal, es decir, que varía dependiendo de si la economía se encuentra en un contexto recesivo o expansivo. Asimismo, los autores usan estos resultados como evidencia que apoya la política contracíclica de provisiones diferenciadas para los diferentes tipos de crédito.

Para analizar y entender los efectos del ciclo financiero sobre la actividad económica se hace necesario tener una medida confiable del mismo. El Comité de Basilea (BIS Basel Committee) para regulación bancaria recomienda, como estándar internacional, utilizar un filtro de *Hodrick-Prescott* (HP) con un parámetro de suavizamiento particular, de tal manera que capture algunas de las características principales resaltadas en el documento de Borio (2014). Sin embargo, diversos trabajos han cuestionado la idoneidad de utilizar el filtro HP, en particular en el contexto de medir ciclos económicos, ya que en muchos casos induce una persistencia artificial y un comportamiento estacionario del ciclo (Hamilton (2018)), lo que sesga la identificación de ciclos financieros.

Recientemente, Nivín y Perez (2019) construyen un indicador de condiciones financieras para la economía peruana utilizando la metodología propuesta por Koop y Koribilis (2014), la cuál extrae el factor de un modelo de vectores autoregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo (TVP-VAR). La ventaja de la metodología propuesta por Nivín y Perez (2019) es que incorpora información de distintas variables crediticias y financieras de la economía peruana. Sin embargo, esta variable no identifica comportamientos cíclicos, sino sirve como medida de alerta temprana para detectar alguna anomalía en el sector financiero peruano.

El objetivo de esta investigación es caracterizar el ciclo financiero peruano a través de distintas medidas univariadas y multivariadas. Si bien la literatura especializada sobre caracterización de ciclos financieros resalta el rol que juegan tanto el crédito como el precio de las propiedades en la identificación de los ciclos, en el caso peruano nos centraremos en la variable de crédito por dos motivos. El primero, que se dispone de una serie larga tanto del nivel agregado, como de los componentes por tipo de crédito y por moneda, mientras que no hay suficiente información disponible sobre el precio de las viviendas a nivel residencial

y no residencial; segundo, el poco desarrollo del sector financiero peruano hace que el crédito bancario (y no bancario) sea la principal fuente de financiamiento de hogares y empresas.

Respecto a qué medida de crédito emplear, la literatura se suele centrar en el ratio de crédito sobre PBI como principal indicador del mercado crediticio de una economía. En este trabajo utilizaremos tres medidas de crédito: los saldos de crédito real, el ratio de crédito sobre PBI y la variación interanual mensual del crédito real. Asimismo, como bien apuntan Aparicio y Moreno (2011), existe heterogeneidad en la dinámica de las diferentes carteras (tipos) de crédito, por tanto analizaremos lo que ocurre tanto a nivel agregado, como lo que se puede observar por tipo de crédito y por moneda. La desagregación por moneda es particularmente relevante para el caso peruano, debido a la dolarización parcial que existe en la economía doméstica - alrededor de un 23 % del crédito total se encuentra en moneda extranjera al cierre del 2023.

Entre los resultados obtenidos se tiene que: todas las medidas de crédito y con los diferentes filtros univariados, el crédito en moneda extranjera presenta al menos un ciclo más que el crédito en moneda nacional. Este ciclo extra se da entre el 2013 y el 2022, aunque los limites exactos dependen del filtro que se emplee. Este ciclo es coincidente con la entrada en vigencia de los requerimientos de encaje condicionados al crecimiento del crédito vehicular e hipotecario por parte del BCRP. Por otro lado, en el caso de los filtros univariados tradicionales, el componente cíclico agrupa dos tipos de componentes, los de periodicidad larga (o frecuencia baja/media) y los de periodicidad corta (o frecuencia alta). Esto se distingue de forma clara en el análisis multivariado, que permite aislar los dos tipos de comportamientos cíclicos. El ciclo en el crédito en moneda extranjera producto de los mayores requerimientos de encaje condicionados al crédito se capturan en el componente de periodicidad corta.

Asimismo, el análisis de las correlaciones dinámicas entre los componentes cíclicos del crédito y el PBI muestran que la supuesta fuerte asociación, que justifca en muchos casos el utilizar al ciclo del PBI como proxy del ciclo del crédito, no es tan significativamente alta como se presumía. Esto refuerza nuestra principal mensaje: no es recomendable ligar medidas contracíclicas macroprudenciales sobre requerimientos de capital u otros al ciclo del PBI.

2 Procedimiento Empírico

2.1 Datos

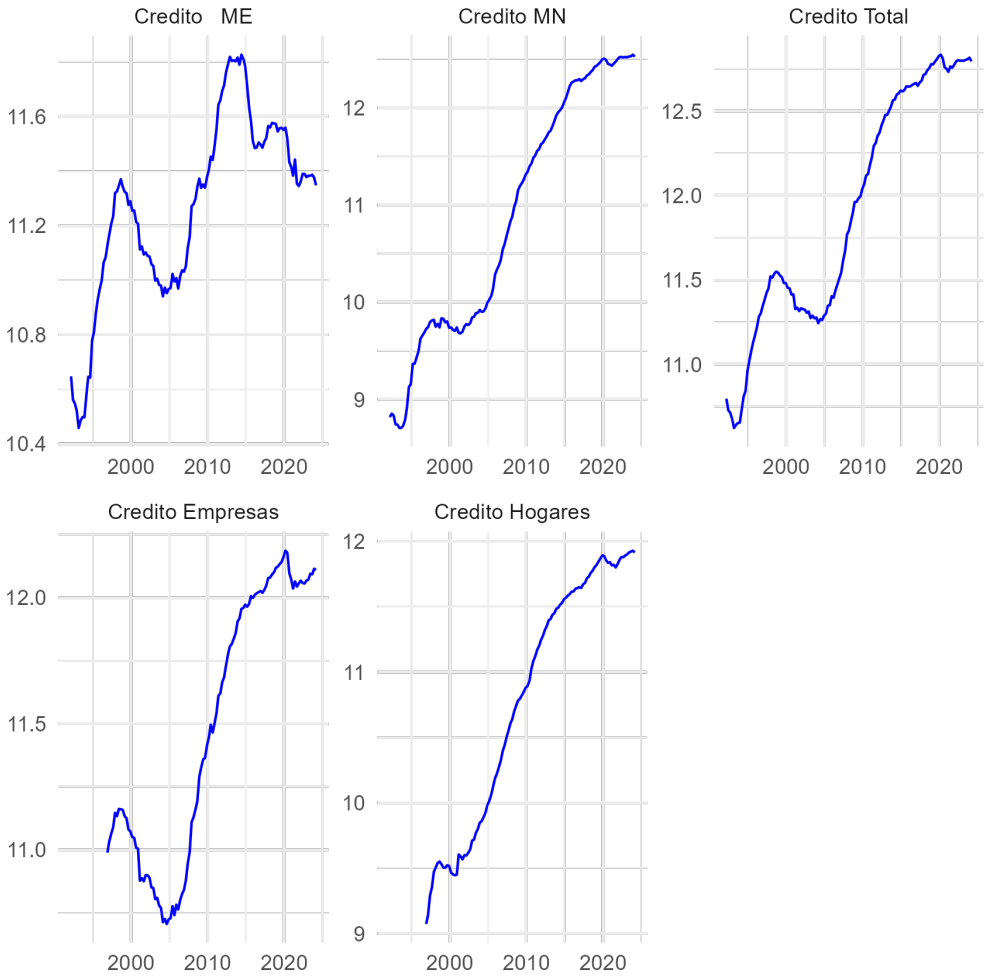
Nuestra principal variable para identificar el ciclo financiero del caso peruano es el crédito a hogares y empresas. Utilizamos el crédito de las sociedades de depósito, que incluye el crédito otorgado por entidades bancarias y no bancarias, como cajas municipales, rurales y financieras de microcrédito.

En el caso del crédito agregado (total y por monedas) se dispone de datos desde el primer trimestre de 1992 hasta el primer trimestre de 2024, es decir, un total de 129 períodos. El crédito total se construye como agregación del crédito en moneda nacional (soles) y moneda extranjera a tipo de cambio constante. Esto se hace con el fin de evitar introducir en la agregación la dinámica del tipo de cambio. Para el caso de tipos de créditos, se desagrega en préstamos a hogares (consumo e hipotecario) y a empresas (grandes, y medianas y pequeñas). Para esta desagregación, se dispone de información desde el último trimestre de 1996 hasta el primer trimestre de 2024, un total de 110 períodos. Asimismo, al igual que en el caso agregado, para construir la serie de crédito total por tipo se utilizó un tipo de cambio constante para transformar el crédito en moneda extranjera dentro de cada categoría de crédito. Finalmente, todas las series han sido deflactadas utilizando el índice de precios al consumidor. Para construir los indicadores de crédito sobre PBI utilizamos los saldos nominales que construimos para las series en términos reales y lo dividimos entre el PBI nominal en soles.

Cabe mencionar que los saldos de crédito tanto el agregado en moneda nacional, como el crédito a empresas en soles están *descontando* el efecto de las medidas de flexibilización del crédito a empresas por COVID-19, de esta forma la estimación del ciclo crediticio no estaría distorsionado por el paquete de medidas de estímulo a causa de la pandemia.

La Figura 2.1 muestra la evolución de los saldos de crédito al sector privado (en logaritmo de los niveles).

Figura 2.1: Evolución del Crédito por tipo y moneda (en logaritmos)



2.2 Puntos de giro

Una primera aproximación para identificar el comportamiento cíclico del crédito es caracterizar los puntos de giro del nivel del saldo de crédito real o del ratio de crédito sobre PBI. Claessens, et. al. (2011) utilizan el algoritmo propuesto por Harding y Pagan (2006) y Burns y Mitchell (1946), el cuál fue diseñado para estudiar auges y caídas de la actividad económica, medido a través del PBI.

El algoritmo detecta un **pico** de la serie Y_t en el periodo $\bar{t}$ si:

$$\begin{aligned} \Delta_j Y_{\bar{t}} &> 0 \quad \forall\, j = 1, \ldots, m \\ \Delta_j Y_{\bar{t}+m} &< 0 \quad \forall\, j = 1, \ldots, m \end{aligned}$$

donde $\Delta_j Y_t = Y_t - Y_{t-j}$.

Esto es equivalente a:

$$\begin{aligned} Y_{\bar{t}} &> Y_{\bar{t}-j} \quad j = 1, \ldots, m \\ Y_{\bar{t}} &> Y_{\bar{t}+j} \quad j = 1, \ldots, m \end{aligned}$$

Es decir, el algoritmo identifica un *pico* de Y_t en el período $\bar{t}$ si el valor de la serie en dicho momento ($Y_{\bar{t}}$) es mayor que los m períodos anteriores y posteriores.

De forma similar, se detecta un **valle** en la fecha $\underline{t}$ si

$$\begin{aligned} \Delta_j Y_{\underline{t}} &< 0 \quad \forall\, j = 1, \ldots, m \\ \Delta_j Y_{\underline{t}+m} &> 0 \quad \forall\, j = 1, \ldots, m \end{aligned}$$

Es decir, existe un valle en la fecha $\underline{t}$ si el valor de la serie en dicho momento ($Y_{\underline{t}}$) es menor que los m períodos anteriores y posteriores.

El ciclo completo va de un pico (valle) en $\bar{t}$ ($\underline{t}$) a un período anterior a la fecha en que ocurre el siguiente pico (valle). Ello hace que un ciclo completo tenga al menos una duración de $2m + 1$ períodos. El valor de m se determina de forma de garantizar una longitud mínima del *ciclo completo* y depende de la frecuencia de los datos. Por ejemplo, para frecuencia trimestral, se establece $m = 2$, lo que implica una longitud del ciclo de al menos 5 trimestres. Si utilizamos una serie de frecuencia mensual, podríamos utilizar $m = 6$.

Esta metodología, aunque no estima directamente el ciclo crediticio, nos permite detectar períodos asociados a aumentos significativos o caída relevantes en el saldo de crédito.

2.2.1 Puntos de Giro del Crédito Agregado

Si analizamos los puntos de giro de las dos medidas de crédito agregado, el logaritmo del crédito real y el ratio de crédito sobre PBI, podemos apreciar cierta similitud en los períodos identificados con el algoritmo. En el caso del logaritmo del crédito real (en logaritmos), el algoritmo identifica 5 **valles** y **picos**. La siguiente tabla resume lo encontrado. La fase de *Expansión* va desde el punto más bajo (*valle*) al siguiente punto más alto (*pico*); por el contrario, la fase de *Contracción* va desde un pico al siguiente valle.

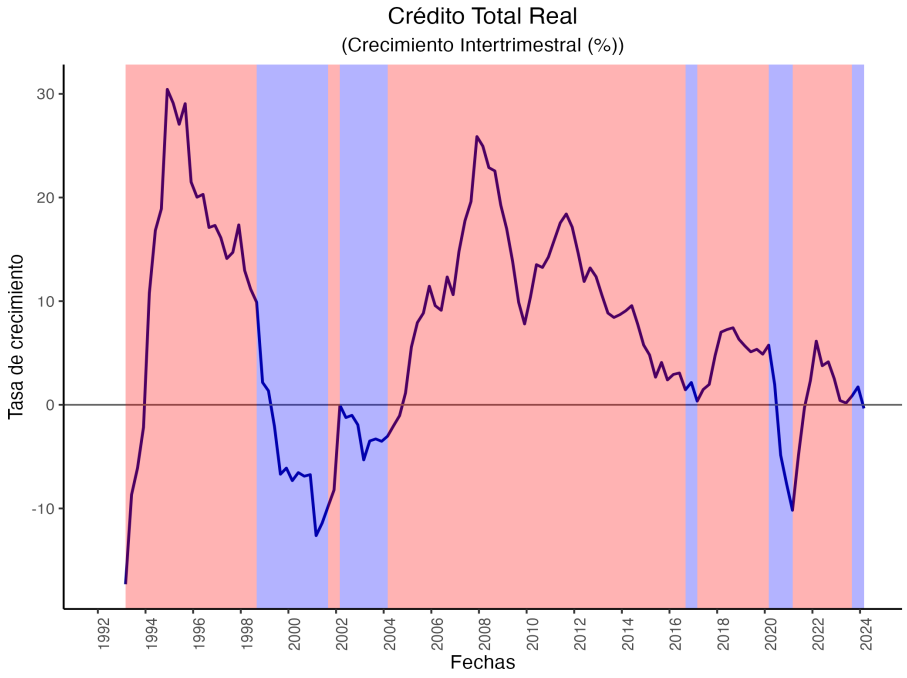
La fase de *Expansión* más larga ha sido la que desde el primer trimestre del 2004 al tercer trimestre del 2016 (50 trimestres). La duración promedio de una fase de expansión, detectada con la serie de crédito entre 1992 y 2024, es de 19.2 trimestres (4.8 años). La fase de *Contracción* más larga ha sido de 12 trimestres, entre el último trimestre de 1998 y el tercer trimestre de 2001. La duración promedio de una fase de contracción es 6.5 trimestres (1.6 años). Cabe mencionar que, el algoritmo detecta que desde el tercer trimestre de 2023 hasta la fecha del primer trimestre de 2024, nos encontramos en una fase de contracción. Un *ciclo completo* está compuesto por un ciclo de contracción y expansión. Así, se identifican 4 ciclos completos, con una periodicidad promedio de 28 trimestres (7 años).

La Figura 2.2 muestra el crecimiento interanual (4 trimestres) del crédito real y las fases de expansión y contracción del saldo de crédito real. Las áreas de color rojo corresponden a periodos de expansión, mientras que las áreas de color azul, a periodos de contracción. Se puede notar que los periodos de expansión tienen

Cuadro 1: Puntos de Giro del Crédito Total real (en logaritmos)

Fase	Inicio	Fin	Duración
Expansión	1993T1	1998T3	22
Contracción	1998T3	2001T3	12
Expansión	2001T3	2002T1	2
Contracción	2002T1	2004T1	8
Expansión	2004T1	2016T3	50
Contracción	2016T3	2017T1	2
Expansión	2017T1	2020T1	12
Contracción	2020T1	2021T1	4
Expansión	2021T1	2023T3	10
Contracción	2023T3	–	–

Figura 2.2: Puntos de Giro del logaritmo del Crédito Total real y Periodos de Expansión/Contracción



una coincidencia de un crecimiento importante del crédito real. En el primer período de expansión, que se extiende por 22 trimestres, la tasa de crecimiento promedio es $4{,}8$ % trimestral ($20{,}6$ % anual). En el período de expansión de mayor extensión (50 trimestres), la tasa de crecimiento promedio trimestral es de $2{,}9$ % ($12{,}0$ % anual). Por el contrario, en el primer período de contracción, la tasa promedio de decrecimiento (o crecimiento negativo) fue de 2 % trimestral ($7{,}5$ % anual); mientras que en el último periodo de contracción, que va desde el primer trimestre del 2021 al primer trimestre del 2021, el decrecimien promedio fue de $2{,}5$ % trimestral ($9{,}7$ % anual).

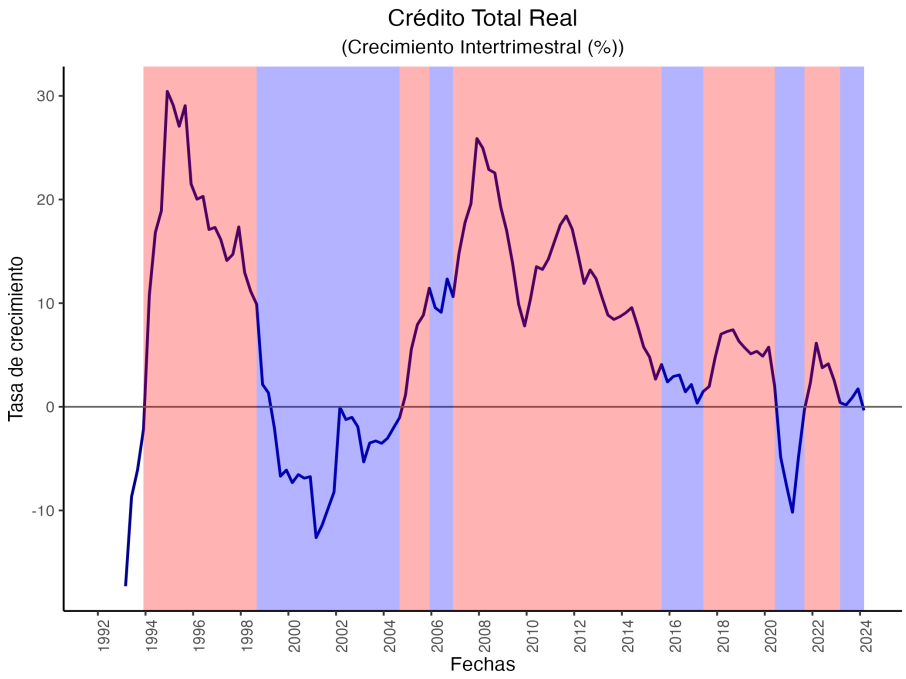
Si empleamos el ratio del saldo de crédito nominal entre el PBI nominal como medida del crédito, se siguen detectando 5 picos y 5 valles. Además, se detectan 4 *ciclos completos*, y se muestra que actualmente nos encontramos en una fase contractiva. El resultado de la clasificación es similar al obtenido con el logaritmo del crédito, salvo que la duración de los periodos de expansión se ha reducido ($15{,}4$ trimestres en promedio), mientras que la duración promedio de los periodos de contracción ha aumentado (10 trimestres).

Asimismo, la periodicidad promedio de los *ciclos completos* es de $27{,}8$ trimestres ($6{,}9$ años).

Cuadro 2: Puntos de Giro del Ratio de Crédito sobre PBI

Fase	Inicio	Fin	Duración
Expansión	1993T4	1998T3	19
Contracción	1998T3	2004T3	24
Expansión	2004T3	2005T4	5
Contracción	2005T4	2006T4	4
Expansión	2006T4	2015T3	35
Contracción	2015T3	2017T2	7
Expansión	2017T2	2020T2	12
Contracción	2020T2	2021T3	5
Expansión	2021T3	2023T1	6
Contracción	2023T1	–	–

Figura 2.3: Puntos de Giro del ratio Crédito/PBI y Periodos de Expansión/Contracción



De la clasificación de estas dos medidas podemos concluir que cada ciclo completo del crédito tiene una duración de 7 años en promedio, mientras que la duración media de ciclos completos de la actividad económica (medido a través del PBI real) es de $5{,}5$ años.

2.2.2 Puntos de Giro del Crédito por moneda

Cuando se aplica el algoritmo de puntos de giro al logaritmo del saldo de crédito en moneda nacional real se encuentran 5 valles y 4 picos (ver Cuadro 3). Asimismo, se determinan 4 ciclos completos. Los periodos de expansión tienen un duración promedio de 25 trimestres ($6{,}25$ años), los periodos de contracción tienen una duración promedio de $4{,}5$ trimestres ($1{,}1$ años). La duración promedio del ciclo completo es de $29{,}5$ trimestres ($7{,}4$ años).

Por otro lado, en el Cuadro 4 se puede observar la clasificación de los puntos de giro del ratio de crédito en moneda nacional sobre PBI nominal. Al usar esta medida de crédito se detectan 6 valles y 6 picos, lo que resulta en 5 *ciclos completos*. La duración de los periodos de expansión es de 15 trimestres ($3{,}75$ años), mientras que la duración de los periodos de contracción son de $5{,}2$ trimestres ($1{,}3$ años). La extensión promedio de un ciclo completo es $22{,}2$ trimestres ($5{,}6$ años).

Cuadro 3: Puntos de Giro del Crédito en moneda nacional real (en logaritmos)

Fase	Inicio	Fin	Duración
Expansión	1993T2	1997T3	17
Contracción	1997T3	1998T3	4
Expansión	1998T3	1999T1	2
Contracción	1999T1	2001T1	8
Expansión	2001T1	2020T1	76
Contracción	2020T1	2021T1	4
Expansión	2021T1	2022T2	5
Contracción	2022T2	2022T4	2
Expansión	2022T4	–	–

Cuadro 4: Puntos de Giro del ratio Credito en moneda nacional sobre PBI

Fase	Inicio	Fin	Duración
Expansión	1993T4	1997T2	14
Contracción	1997T2	1998T3	5
Expansión	1998T3	1999T1	2
Contracción	1999T1	2001T2	9
Expansión	2001T2	2003T4	10
Contracción	2003T4	2004T2	2
Expansión	2004T2	2016T1	47
Contracción	2016T1	2017T2	5
Expansión	2017T2	2020T2	12
Contracción	2020T2	2021T3	5
Expansión	2021T3	2022T4	5
Contracción	2022T4	–	–

En el caso del logaritmo del saldo de crédito en moneda extranjera, se identificaron 6 picos y 6 valles, lográndose identificar 5 *ciclos completos*. En el Cuadro 5 se puede observar que los periodos de expansión tienen un duración promedio de $12{,}5$ trimestres ($3{,}1$ años), mientras que los periodos de contracción, una duración media de $8{,}4$ trimestres ($2{,}2$ años). La periodicidad promedio del ciclo completo es de 16 trimestres (4 años). Cuando se utiliza el ratio de crédito en moneda extranjera sobre PBI (como se muestra en el Cuadro 6), también se detectan 6 valles y 6 picos. Sin embargo, la extensión de las fases de expansión y contracción son diferentes a cuando se usa el logaritmo del crédito real en moneda extranjera.

Ahora, la duración promedio de una fase de expansión es de 7 trimestres ($1{,}75$ años); mientras que la duración promedio de una fase de contracción es de $14{,}6$ trimestres ($3{,}7$ años). La extensión promedio de un ciclo completo es de $22{,}4$ trimestres ($5{,}6$ años).

Cuadro 5: Puntos de Giro del Crédito en moneda extranjera real (en logaritmos)

Fase	Inicio	Fin	Duración
Expansión	1993T1	1998T3	22
Contracción	1998T3	2004T1	22
Expansión	2004T1	2005T2	5
Contracción	2005T2	2006T1	3
Expansión	2006T1	2014T2	33
Contracción	2014T2	2016T1	7
Expansión	2016T1	2018T2	9
Contracción	2018T2	2019T1	3
Expansión	2019T1	2020T1	4
Contracción	2020T1	2021T4	7
Expansión	2021T4	2022T2	2
Contracción	2022T2	–	–

Cuadro 6: Puntos de Giro del ratio Credito en moneda extranjera sobre PBI

Fase	Inicio	Fin	Duración
Expansión	1993T4	1998T3	19
Contracción	1998T3	2007T1	34
Expansión	2007T1	2008T4	7
Contracción	2008T4	2010T3	7
Expansión	2010T3	2012T4	9
Contracción	2012T4	2017T2	18
Expansión	2017T2	2017T4	2
Contracción	2017T4	2019T4	8
Expansión	2019T4	2020T2	2
Contracción	2020T2	2021T4	6
Expansión	2021T4	2022T4	3
Contracción	2022T4	–	–

2.2.3 Puntos de Giro del Crédito por tipo

Analizando el crédito a hogares, se detectan apenas 2 picos y 2 valles, llegando a identificarse un único ciclo completo (Cuadro 7), empleando el logaritmo del saldo de crédito a hogares (consumo e hipotecario). La duración de este único ciclo completo es de 77 trimestres (19 años, aproximadatemente). En cambio, como se pude apreciar en el Cuadro 8, cuando se emplea el ratio de crédito a hogares sobre PBI como medida de crédito, se identifican 5 picos y 4 valles, teniéndose 4 ciclos completos. La duración media de las fases de expansión es de $19{,}8$ trimestres ($4{,}9$ años); la duración de las fases de contracción es 5 trimestres ($1{,}25$ años). La extensión promedio de un ciclo completo es $24{,}8$ trimestres ($6{,}2$ años).

Cuadro 7: Puntos de Giro del Crédito a Hogares real (en logaritmos)

Fase	Inicio	Fin	Duración
Contracción	1998T2	2000T4	10
Expansión	2000T4	2020T1	77
Contracción	2020T1	2021T1	4
Expansión	2021T1	–	–

Cuadro 8: Puntos de Giro del ratio de Crédito a Hogares sobre PBI

Fase	Inicio	Fin	Duración
Contracción	1998T3	2000T3	8
Expansión	2000T3	2001T1	2
Contracción	2001T1	2002T1	4
Expansión	2002T1	2016T2	57
Contracción	2016T2	2017T1	3
Expansión	2017T1	2020T2	13
Contracción	2020T2	2021T3	5
Expansión	2021T3	2023T2	7
Contracción	2023T2	–	–

En el caso del crédito a empresas, cuando se utiliza al logaritmo del saldo de crédito a empresas, se detectan 4 picos y 3 valles, con un total de 3 ciclos completos (ver Cuadro 9). La duración promedio de los periodos de contracción es de 8 trimestres (2 años); la duración media de los periodos de expansión es $23{,}3$ trimestres ($5{,}8$ años). Un ciclo completo tiene una extensión media de $31{,}3$ trimestres ($7{,}8$ años).

Si se utiliza el ratio de crédito a empresas sobre PBI como medida de crédito, se detectan un número igual de picos y valles que anteriormente. No obstante, la duración promedio de las fases es distinto. La fase de contracción tiene una duración promedio de 15 trimestres ($3{,}8$ años), la fase de expansión tiene una duración media de 17 trimestres ($4{,}3$ años). Un ciclo completo tienen una extensión media de 32 trimestres (8 años).

Cuadro 9: Puntos de Giro del Crédito a Empresas real (en logaritmos)

Fase	Inicio	Fin	Duración
Contracción	1998T3	2001T1	10
Expansión	2001T1	2002T1	4
Contracción	2002T1	2004T3	10
Expansión	2004T3	2020T1	62
Contracción	2020T1	2021T1	4
Expansión	2021T1	2022T1	4
Contracción	2022T1	–	–

Cuadro 10: Puntos de Giro del ratio de Crédito a Empresas sobre PBI

Fase	Inicio	Fin	Duración
Contracción	1998T3	2006T4	33
Expansión	2006T4	2015T3	35
Contracción	2015T3	2017T2	7
Expansión	2017T2	2020T2	12
Contracción	2020T2	2021T3	5
Expansión	2021T3	2022T3	4
Contracción	2022T3	–	–

2.3 Estimación del Ciclo Crediticio

2.3.1 Filtro de Hodrick-Prescott

El filtro univariado de Hodrick-Prescott estima el componente tendencial (de largo plazo) τ_t como solución al siguiente problema de minimización:

$$\sum_{t=1}^{T}(y_t-\tau_t)^2+\lambda\sum_{t=2}^{T-1}\left([\tau_{t+1}-\tau_t]-[\tau_t-\tau_{t-1}]\right)^2$$

donde T es el tamaño de muestra (observaciones), y_t es la serie a descomponer, y λ es el parámetro de suavizamiento.

El primer término de la expresión anterior mide la discrepancia entre y_t y el componente de largo plazo; mientras que el segundo término controla el suavizado del componente de largo plazo. Si $\lambda=0$, $\tau_t=y_t$. Es decir, cuando no se suaviza la tendencia de largo plazo, no se se está filtrando el ruido. Si $\lambda\to\infty$, $\tau_t=\tau_0+\tau_1 t$ con τ_0,τ_1 constantes. Esto significa que cuando ponderamos altamente la variación del componente de largo plazo ($[\tau_{t+1}-\tau_t]-[\tau_t-\tau_{t-1}]=\Delta\tau_{t+1}-\Delta\tau_t$), obtenemos una tendencia lineal, porque esto implica que $\Delta\tau_{t+1}-\Delta\tau_t=0$. Finalmente, el componente cíclico es $c_t=y_t-\tau_t$

La recomendación de la literatura de ciclos económicos sugiere emplear $\lambda=1600$ para series en frecuencia trimestral. Sin embargo, el Comité de Basilea para la Regulación Bancaria sugiere, como norma internacional, emplear un parámetro de suavizamento de $\lambda=400000$, ya que con tal parámetro, se obtiene un componente cíclico de periodicidad más larga en comparasión a lo obtenido con el parámetro de suavizamiento recomendado para ciclos económicos. Asimismo, el Comité de Basiela para la Regulación Bancaria recomienda emplear el filtro HP unilateral (*one-sided*), así como emplear como medida de crédito el ratio de Crédito sobre PBI.

En la sección 2.3.6 se presentan los resultados obtenidos. Con el objetivo de comparar el uso del parámetro de suavización para ciclos económicos, $\lambda=1600$, con el valor recomendado por el Comité de Basilea, $\lambda=400000$, en la estimación del ciclo de crédito, a continuación se muestra una comparación de ambos enfoques aplicada al ratio de crédito total sobre PBI.

De la Figura 2.4 se puede apreciar, en primer lugar, que el ciclo con $\lambda=1600$ es más *ruidoso* que con $\lambda=400000$. Segundo, el número de ciclos completos es de 2 en el caso de $\lambda=400000$, mientras que se observa 4 ciclos completos con $\lambda=1600$. Si calculamos la densidad espectral de ambos componentes cíclicos (ver Figura 2.5), tenemos que el componente cíclico con $\lambda=1600$ presenta una gran masa distribuida entre 0 y 1, lo que significa que este tiene un componente de largo plazo (frecuencias cercanas a 0) y, un componente de mediano/corto plazo (frecuencias entre $0{,}5$ y $1{,}0$). Por el contrario, el componente cíclico calculado con $\lambda=400000$, presenta una gran masa entre frecuencias bajas (menores a $0{,}5$), aunque tiene cierta masa significativa entre frecuencias de $0{,}5$ y $1{,}0$.

2.3.2 Filtro de Christiano-Fitzgerald

El filtro de Christiano-Fitzgerald es un filtro de bandas, asimétrico. Permite extraer información de una serie temporal referida a un intervalo de frecuencias. En el caso del ciclo económico, el intervalo de frecuencias está dado por $\left[\frac{1}{p_u},\frac{1}{p_l}\right]=\left[\frac{1}{32},\frac{1}{6}\right]$. Es decir, que se extrae información de un componente periódico de entre 6 y 32 trimestres.

Como se ha visto en la sección referida al cálculo de los puntos de giro, la duración promedio de un ciclo

Figura 2.4: Comparación del componente cíclico según parámetro de suavizamiento - Filtro HP

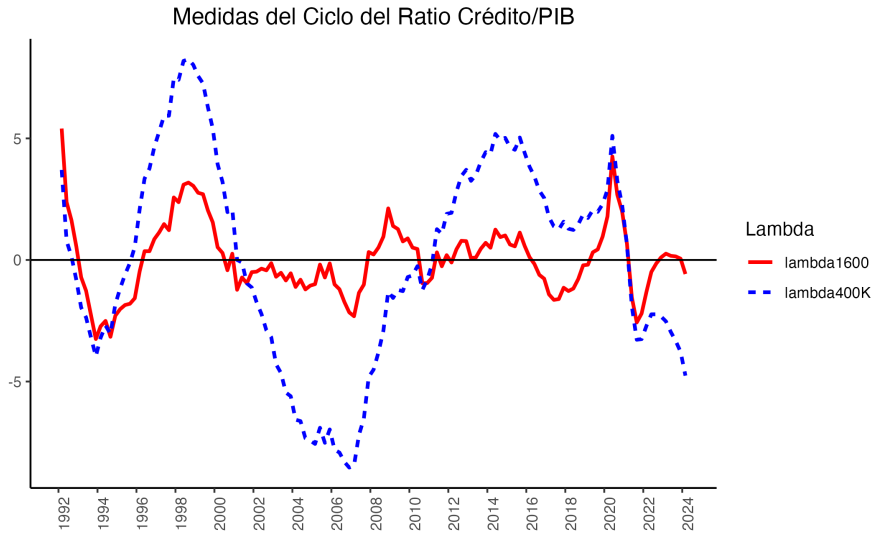
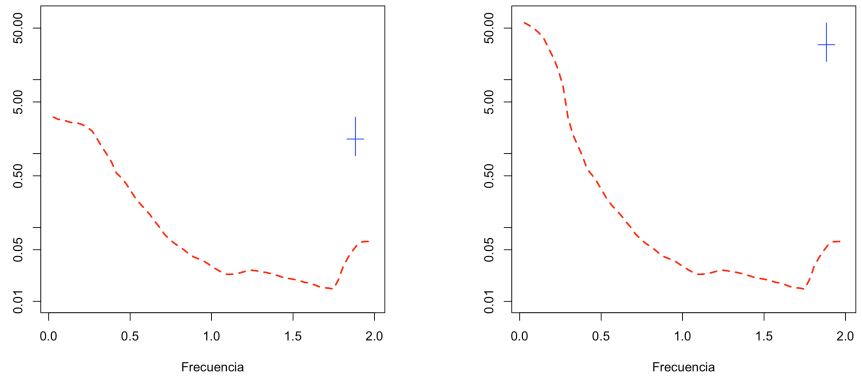


Figura 2.5: Espectro de Ciclo Crediticio con filtro HP según parámetro de suavizamiento



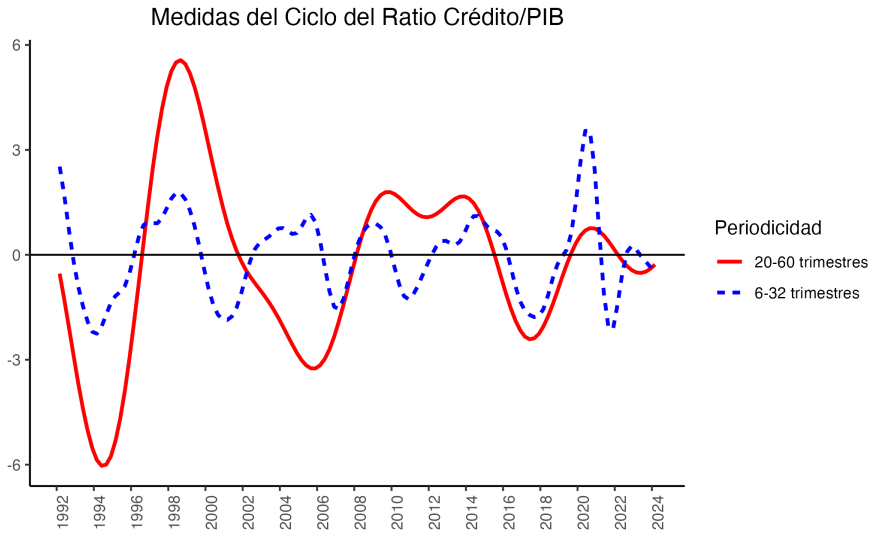
(a) $\lambda = 1600$ **(b)** $\lambda = 400000$

completo oscila entre 20 a 32 trimestres. Es por esta razón que, al no existir una recomendación internacional, se extrae información de la serie temporal de entre 20 y 60 trimestres.

Christiano y Fitzgerald (2003) muestran que el filtro HP es equivalente a un filtro de alta frecuencia, es decir que tiene un único límite definido, y extrae la información para frecuencias superiores a dicho límite. Esto puede explicar, en parte, el porqué existe una masa significativa entre frecuencias mayores a $0{,}5$ en el espectro del componente cíclo HP.

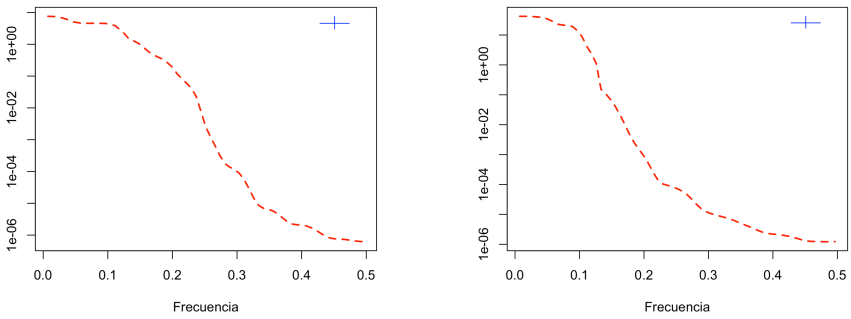
En la Figura 2.6 se puede apreciar la diferencia en el componente cíclico estimado con el rango de frecuencias coherente con los ciclos económicos y el que es consistente con las periodicidades promedio que se encuentra con los puntos de giro. En particular, con las frecuencias de ciclos económicos, se identifican 6 ciclos completos; mientras que, como es de esperar, con las frecuencias más pequeñas, sólo se identifican 3 ciclos completos.

Figura 2.6: Comparación del componente cíclico según rango de frecuencias - Filtro CF



Asimismo, como se muestra en la Figura 2.7, el componente cíclico que se extrae con el filtro CF de largas periodicidades (frecuencias bajas) concentra una gran masa, como es de esperarse, en frecuencias por debajo de $0{,}1$. Por otro lado, el componente cíclico de periodicidades del ciclo económico según el filtro CF mantiene una gran masa en frecuencias más bajas de las que se encuentra con el filtro HP.

Figura 2.7: Espectro de Ciclo Crediticio con filtro CF según rango de frecuencias



(a) $p_l = 6, p_u = 32$ **(b)** $p_l = 20, p_u = 60$

2.3.3 Filtro de Hamilton

De acuerdo con Hamilton (2018) destaca tres criticas principales al filtro HP:

1. El filtro HP produce ciclos espurios que no tienen base en el proceso de generación de datos subyacente.
2. Los valores filtrados al final de la muestra son muy diferentes de los del medio y también se caracterizan por una dinámica espuria
3. El filtro HP sugiere, de forma ad hoc, usar un parámetro de suavizamiento $\lambda = 1600$ para datos trimestrales. Sin embargo, una formalización estadística del problema muestra que los valores suelen ser significativamente menores.

Hamilton propone una metodología simple basada en regresiones para eliminar la naturaleza cíclica de la serie. Esta metodología se basa en un modelo autorregresivo desplazado h períodos hacia adelante, donde se realiza una regresión contra variables construidas a partir de distintos rezagos de la serie para un número determinado de p períodos.

$$y_{t+h} = \beta_0 + \beta_1 y_t + \beta_2 y_{t-1} + \beta_3 y_{t-2} + \beta_4 y_{t-3} + v_{t+h}$$

Donde los residuos están dados por

$$\hat{v}_{t+h} = y_{t+h} - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 y_t - \hat{\beta}_2 y_{t-1} - \hat{\beta}_3 y_{t-2} - \beta_4 y_{t-3}$$

Podemos expresar las ecuaciones anteriores de manera rezagada la siguiente manera

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-h} + \beta_2 y_{t-1-h} + \beta_3 y_{t-2-h} + \beta_4 y_{t-3-h} + v_t$$

Donde los residuos están dados por

$$\hat{v}_t = y_t - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 y_{t-h} - \hat{\beta}_2 y_{t-1-h} - \hat{\beta}_3 y_{t-2-h} - \beta_4 y_{t-3-h}$$

Para el caso particular de datos trimestrales se elige $h = 8$ y $p = 4$

2.3.4 Filtro de Beveridge-Nelson modificado

Kamber, Morley and Wong (2024) proponen una descomposición Ciclo – Tendencia basado en la estructura de Beveridge – Nelson (1981) para permitir suavizamiento en la tendencia al seleccionar una relación señal-ruido óptima. Los autores sustentan que este enfoque resulta ser robusto a los datos COVID y produce estimaciones del ciclo intuitivas y confiables en comparación a otros filtros univariados clásicos. Los autores muestran que el filtro HP produce ciclos espurios incluso durante el periodo prepandemia, mientras que el filtro de Hamilton produce estimaciones confiables, pero sufre efectos de base que implican un aumento puramente mecánico en la brecha producto exactamente dos años después del inicio de la pandemia (2022), en línea con el horizonte del filtro.

Denotando $\{y_t\}$ como una serie temporal con un componente de tendencia que sigue un paseo aleatorio con una deriva determinista, la tendencia en el tiempo t esta definido por

$$\tau_t = \lim_{j \to \infty} \mathbb{E}\big[y_{t+j} - j\mathbb{E}\big[\Delta y_t\big]\big]$$

La intuición básica detrás de la descomposición de Beveridge-Nelson (BN) es que la expectativa condi-

cional a largo plazo de una serie temporal es la misma que la expectativa condicional a largo plazo del componente de tendencia, bajo el supuesto de que la expectativa condicional del componente cíclico restante tiende a cero en horizontes largos.

El filtro BN en Kamber, Morley and Wong (2018) implementa la descomposición BN aplicando la definición de tendencia anterior dado un modelo AR(p) restringido de pronóstico para $\{\Delta y_t\}$ para calcular expectativas condicionales, donde la restricción permite imponer una relación señal-ruido que implica una tendencia suave, similar al filtro HP. Más precisamente, se especifica un modelo AR(p):

$$\Delta y_t = \mu + \sum_{j=1}^{p} \phi_j (\Delta y_{t-j} - \mu) + e_t$$

$$e_t \sim N(0, \sigma_e^2)$$

donde μ es igual a $\mathbb{E}[\Delta y_t]$ y, por lo tanto, denota la deriva determinista en $\{y_t\}$.

Se define la relación señal-ruido $\delta \equiv \sigma^2_{\Delta_\tau}/\sigma^2_e$, donde $\sigma^2_{\Delta_\tau} \equiv \text{var}(\Delta_\tau)$ es la varianza implícita del cambio en la tendencia y σ^2_e es la varianza del error de pronóstico de la ecuación anterior, Kamber, Morley and Wong (2018) señalan que δ se relaciona directamente con los coeficientes del modelo AR(p), de modo que se puede imponer una relación señal-ruido para el modelo en simplemente configurando una restricción en los coeficientes AR. Específicamente, podemos transformar el modelo en su representación de Dickey-Fuller:

$$\Delta y_t = \mu + \rho(\Delta y_{t-1} - \mu) + \sum_{j=1}^{p-1} \phi_j^* (\Delta^2 y_{t-j} - \mu) + e_t$$

$$e_t \sim N(0, \sigma_e^2)$$

Donde $\rho \equiv \phi_1 + \phi_2 + \cdots + \phi_p$ and $\phi_j^* \equiv -(\phi_{j+1} + \cdots + \phi_p)$. Kamber, Morley and Wong (2018) establece que a menudo la estimación del ciclo produce una relación señal-ruido implícita superior a 1, mientras que los métodos tradicionales para eliminar la tendencia en series temporales macroeconómicas como el filtro HP imponen explícita o implícitamente una relación señal-ruido mucho menor.

El procedimiento desarrollado por Kamber, Morley and Wong (2024) permite determinar una relación señal-ruido óptima

Relación señal-ruido óptima: Para minimizar la varianza del cambio de tendencia sujeto a una relación señal-ruido positiva. En concreto, $\bar{\delta}$ se elige de tal manera que

$$\bar{\delta} = \arg\min_{\delta > 0} \sigma^2_{\Delta_\tau}(\delta)$$

Esta función de pérdida de suavidad de tendencia, según los autores debería ser especialmente adecuada para eventos como la pandemia de COVID-19, que implican movimientos extremos en los datos sin una noción evidente a priori de si la tendencia se mueve significativamente como resultado. Al mismo tiempo, suavizar la tendencia de esta manera tiene el potencial de alterar las propiedades de confiabilidad del filtro BN, dado que otros métodos que suavizan la tendencia, como el filtro HP, son notablemente menos confiables y pueden generar ciclos espurios como lo indican Cogley y Nason (1995)

2.3.5 Filtro Multivariado

Un filtro univariante tiene la limitación de sólo explotar la información de la misma variable a analizar. Sin embargo, se puede utilizar la información disponible en otras variables relacionadas con el crédito, y cuyos componentes cíclicos pueden ayudar a explicar componentes de menor o mayor frecuencia. En particular, a diferencia de economías grandes como la de EEUU, la economía peruana es pequeña y suceptible a cambios en el precio de los minerales. Asimismo, es posible que el ciclo económico esté correlacionado con el componente cíclico de baja periodicidad (alta frecuencia) presente en el crédito.

De esta forma, utilizamos un modelo de componentes no observados para descomponer la información en nuestra medida de crédito. Incluiremos en el modelo un componente de largo plazo o tendencial, modelado como *local linear model*, y el componente cíclico tendrá dos sub componentes: de baja y alta frecuencia. Ambos modelados como un modelo autoregresivo de orden 2. Así, el modelo es:

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{y}_t &= \mu_t + A\gamma_t + B\psi_t + \delta D_t^{COVID} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim GWN(0, \Sigma_\varepsilon) \\
\mu_{t+1} &= \mu_t + \beta_t \\
\beta_{t+1} &= \beta_t + \zeta_t, \quad \zeta_t \sim GWN(0, \Sigma_\zeta) \\
\begin{pmatrix} \gamma_{t+1} \\ \gamma^\star_{t+1} \end{pmatrix} &= \phi_\gamma \begin{bmatrix} \cos(\lambda_\gamma) I_4 & \sin(\lambda_\gamma) I_4 \\ -\sin(\lambda_\gamma) I_4 & \cos(\lambda_\gamma) I_4 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \gamma_t \\ \gamma^\star_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \kappa_t \\ \kappa^\star_t \end{pmatrix} \\
\begin{pmatrix} \psi_{t+1} \\ \psi^\star_{t+1} \end{pmatrix} &= \phi_\gamma \begin{bmatrix} \cos(\lambda_\psi) I_4 & \sin(\lambda_\psi) I_4 \\ -\sin(\lambda_\psi) I_4 & \cos(\lambda_\psi) I_4 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \psi_t \\ \psi^\star_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \omega_t \\ \omega^\star_t \end{pmatrix}
\end{aligned}
$$

donde $0 < \lambda_\gamma < \lambda_\psi < \pi$ representan las frecuencias de los componentes cíclicos de corto y mediano plazo; D_t^{COVID} variable binaria para 2020T2; $\boldsymbol{y}_t$ es el vector de variables observables; $\varepsilon_t \sim GWN(0, \Sigma_\varepsilon)$ significa que el error en la ecuación de observación sigue un proceso de ruido blanco Gausiano con varianza Σ_ε. Se asume que ε_t, ζ_t, ω_t y κ_t no están mutuamente correlacionados.

2.3.6 Resultados

Logaritmo del Saldo de Crédito por tipo de Moneda

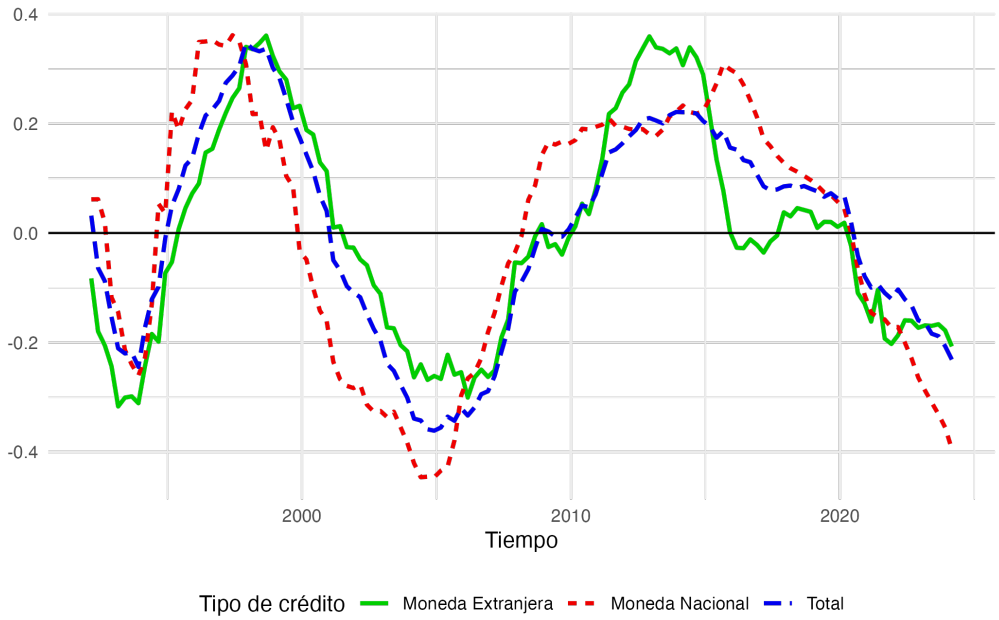
Aplicando el filtro HP al logaritmo del saldo de crédito real se pueden identificar un ciclo crediticio y medio en el caso del crédito total. En particular, se identifican dos valles y dos picos. El primer valle se localiza en el cuarto trimestre de 1993, donde el ciclo muestra una *contracción* del saldo de crédito total de un 24 por ciento respecto a su tendencia de largo plazo; mientras que el primer pico se da en el último trimestre de 1997 (donde se observa una *expansión* de un 35 por ciento respecto al nivel de largo plazo). El segundo valle, que significó el punto más bajo del ciclo crediticio estimado ocurrió en el primer trimestre de 2005. En el período actual, el ciclo crediticio señala que nos encontraríamos en un momento de ciclo crediticio negativo, aunque aún no habría llegado al siguiente valle.

En el caso del crédito en moneda nacional, se pueden apreciar, también, 2 valles y 2 picos, lo que implica un total de un ciclo y medio. El primer valle ocurre en el mismo período que en el caso de la serie de crédito total. El primer pico ocurre un trimestre antes que el del crédito total; mientras que el segundo valle ocurre un trimestre antes que el de la serie de crédito total, aunque su valor es más negativo, implicando una contracción de un poco más de 40 por ciento. Actualmente, con la información disponible, se estima que el ciclo de crédito en moneda nacional es negativo, con una clara tendencia a continuar descendiendo.

Respecto al crédito en moneda extranjera, se pueden identificar 3 valles y 3 picos. Lo que resulta en dos ciclos y medio. La principal diferencia respecto a la serie de crédito en moneda nacional o el total es que se identifica un ciclo adicional, el cual estaría provocado por una fase de contracción y expansión entre el tercer trimestre 2014 y la mitad del 2018. Cabe señalar que la fase de contracción es coincidente con la

entrada en vigencia de los requerimientos de encaje condicionados al crédito en moneda extranjera.

Figura 2.8: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de moneda con el filtro de HP



Cuando se aplica el filtro CF a las mismas series, se obtienen los resultados apreciados en el gráfico debajo (Figura 2.9). Es notorio que el ciclo crediticio de las tres series es bastante similar en cuanto a periodicidad y amplitud hasta el inicio de 2005. Después de esto se puede apreciar lo siguiente: el crédito total experimenta dos fases de *expansión* y una fase de *contracción*; el crédito en moneda nacional, dos fases de *expansión* y *contracción*; mientras que, el crédito en moneda extranjera estaría experimentando tres fases de *expansión*, pero solo dos de *contracción*.

Al igual que en el caso del filtro HP para el crédito en moneda extranjera, el ciclo obtenido usando el filtro CF detecta una fase de expansión y contracción entre el 2013 y 2018. En contraste con lo estimado con el filtro HP, el ciclo CF del logaritmo del crédito total se encontraría empezando la expansión, aunque aún muy cercano a 0, es decir, estaría muy cerca de su nivel de largo plazo. Este comportamiento estaría explicado por una expansión del crédito en moneda extranjera respecto a su nivel tendencial, en particular, se estima una expansión de 3,7 por ciento por encima de la tendencia. El crédito en moneda nacional sí se encontraría en un período de contracción, que habría empezado en el 2022. Específicamente, se estima una contracción de 2,3 por ciento del crédito en moneda extranjera, respecto a su tendencia.

Los ciclos estimados empleando el filtro de Hamilton dan como resultado componentes cíclicos bastante ruidosos para todas de las medidas de crédito por moneda (Figura 2.10). Pese a ello, captura, por ejemplo, la fase de contracción del crédito en moneda extranjera iniciada hacia finales del 2013 hasta el 2016, y su posterior recuperación hasta el pico de finales de 2018. Actualmente, el indicador para el crédito total y en moneda nacional señalan que nos encontraríamos en un período de contracción del crédito, con un componente cíclico negativo (por debajo del nivel de largo plazo), mientras que el componente cíclico del crédito en dólares presenta un valor positivo, dentro de la fase de contracción.

El filtro de BN modificado aplicado a las series por moneda da un resultado menos ruidoso (Figura 2.11). El ciclo crediticio estimado presenta una evolución bastante similar a la obtenida mediante el filtro HP, al menos hasta antes de 2008. En el caso del crédito total, se identifican 2 valles y 2 picos, equivalente a dos fases de expansión y contracción, o a un ciclo y medio. Según esta estimación, actualmente se estaría en

Figura 2.9: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de moneda con el filtro de CF

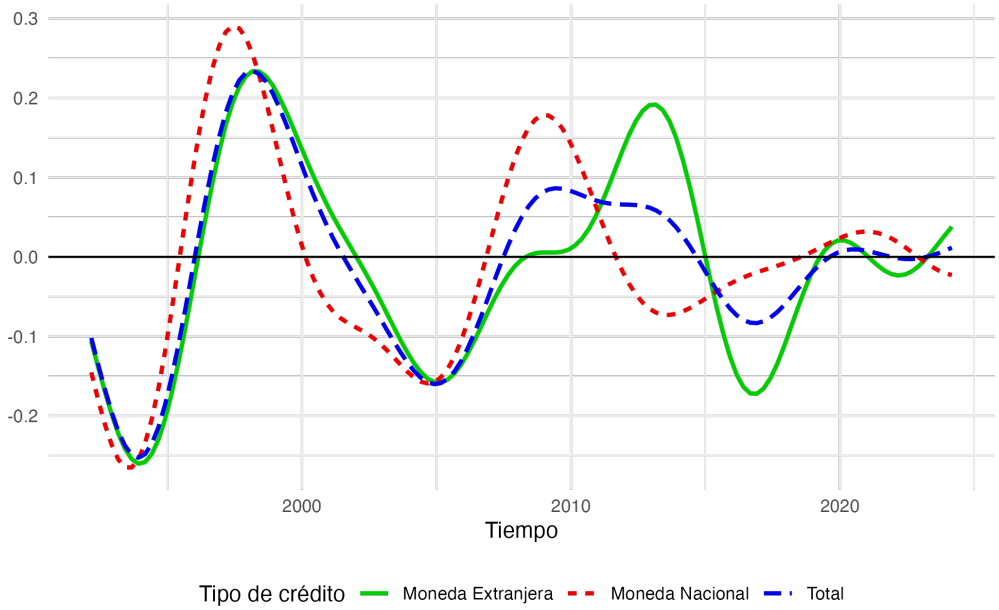
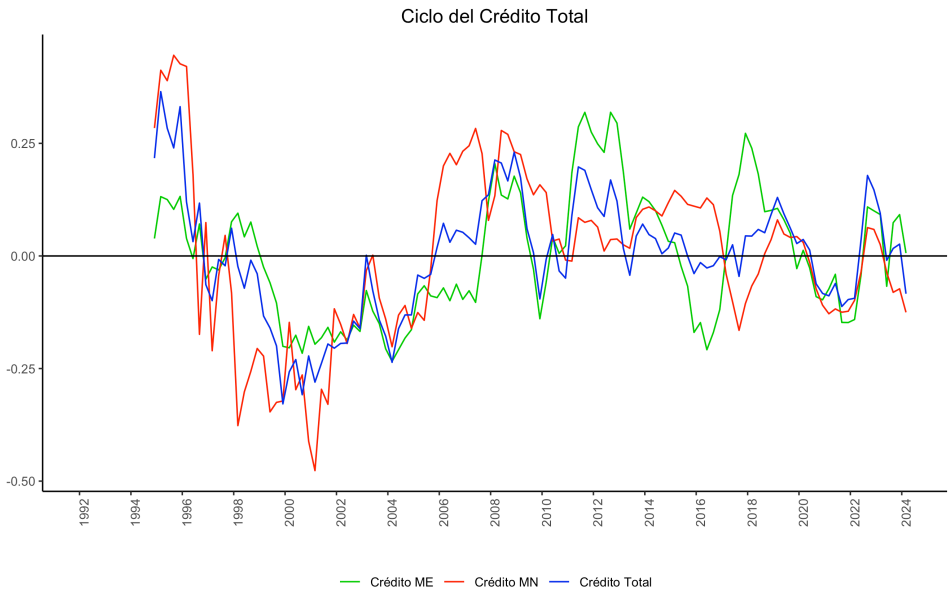


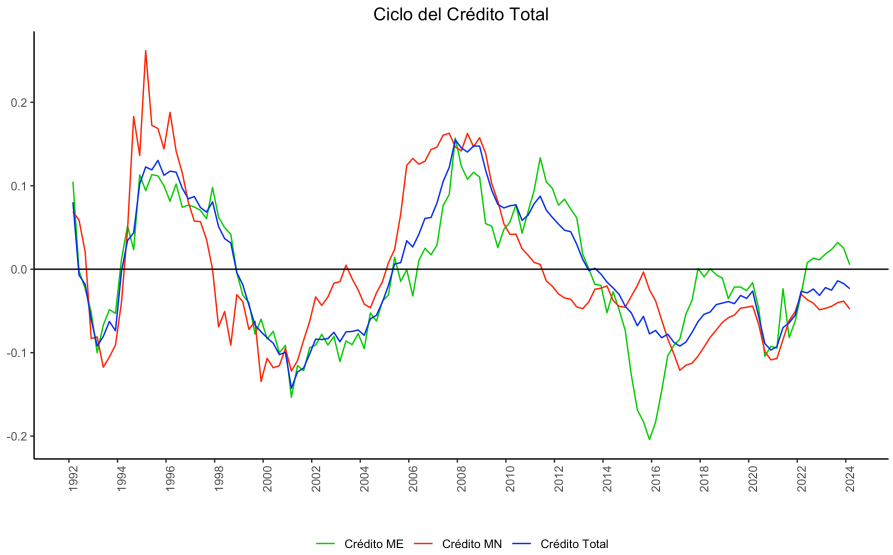
Figura 2.10: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de moneda con el filtro de Hamilton



un ciclo negativo (nivel por debajo de la tendencia), aunque no queda claro si nos encontramos en una fase de expansión o contracción. Situación similar se aprecia para el ciclo del crédito en moneda nacional. Para el caso del crédito en moneda extranjera, se observa un período de contracción desde 2012 hasta 2016, y un periodo de recuperación hasta 2018. Actualmente, el ciclo estimado del crédito en moneda extranjera es positivo, aunque cercano a cero. Además, el valor encontrado indica que estaríamos entrando a una fase de contracción.

Finalmente, al emplear el filtro multivariado, se utiliza no solo la serie de crédito, sino también el PBI real,

Figura 2.11: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de moneda con el filtro de Beveridge Nelson Modificado



el precio relativo de exportaciones a importaciones y el consumo real agregado. Como se detalla en la sección 2.3.5, con este filtro distinguimos dos tipos de ciclos: aquellos de frecuencia baja (o periodicidad alta), que utilizaremos como nuestra medida principal del ciclo de crédito, y aquellos de frecuencia alta (o periodicidad baja). En las tres series de crédito analizadas (total, en moneda nacional y en moneda extranjera), se identifican dos picos claros, aunque solo se distingue claramente un valle (Figura 2.12). Cabe destacar que el ciclo de crédito obtenido mediante el filtro multivariado no captura la caída asociada a la introducción de los requerimientos de encaje condicionados en moneda extranjera; sin embargo, el ciclo de periodicidad corta sí refleja dicho evento.

Finalmente, el ciclo de crédito estimado señala un valor negativo y se estaría indicando un período contractivo. Por contraste, el ciclo de mayor frecuencia (o periodicidad más alta) estaría señalando que el crédito de moneda nacional y extranjera estarían entrando en una fase de contracción.

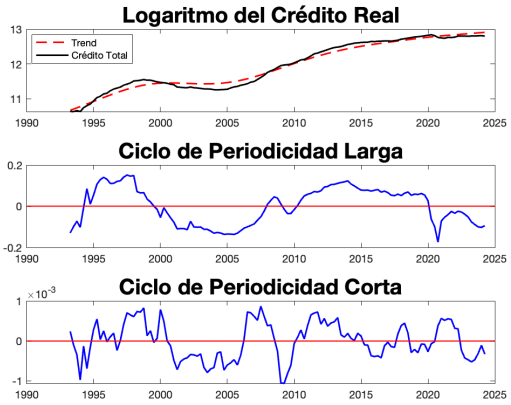
En resumen, los diferentes filtros aplicados muestran que, para los créditos totales, y tanto en moneda nacional como extranjera, se identificó una fase de contracción crediticia durante el período aproximado entre 1997 y 2001. Este período coincide con la crisis financiera asiática de 1997 y la crisis rusa de 1998, eventos que generaron un efecto de contagio hacia otras economías emergentes a través de los mercados financieros internacionales. En este contexto, se desató una crisis bancaria en el Perú, lo que restringió significativamente el acceso al crédito.

De manera similar, los resultados generales obtenidos sugieren que en el período más reciente podríamos estar entrando en una nueva fase de contracción crediticia. Este hallazgo es consistente con la evolución del crédito, que ha sido impactada por diversos choques macroeconómicos adversos ocurridos en 2023. Estos choques incrementaron el riesgo crediticio, llevando a las entidades financieras a adoptar políticas más conservadoras en el otorgamiento de créditos, además de una reducción en la demanda de crédito, en medio de un bajo crecimiento de la inversión privada.

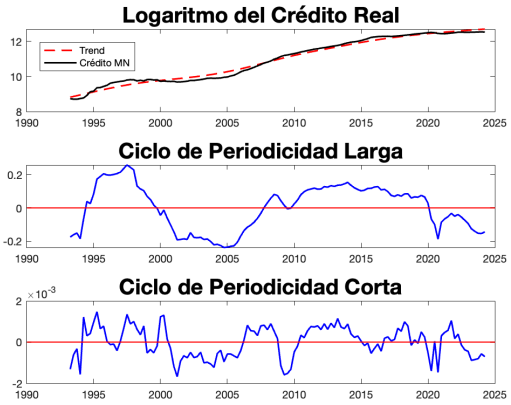
Logaritmo del crédito por tipo de crédito

Con la información disponible para el crédito por tipo (a empresas y personales u hogares), se estima mediante el filtro HP un componente cíclico que identifica 2 picos y 1 valle para cada tipo de crédito. En

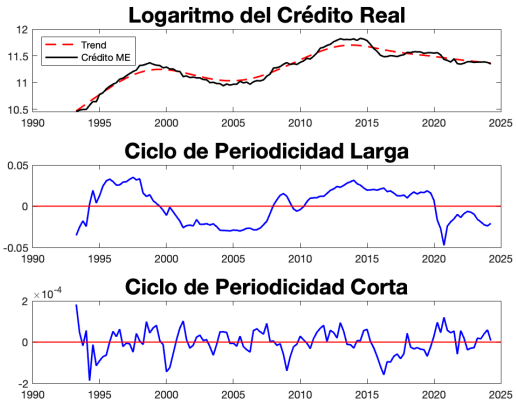
Figura 2.12: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de moneda con el filtro Multivariado



(a) Crédito Total



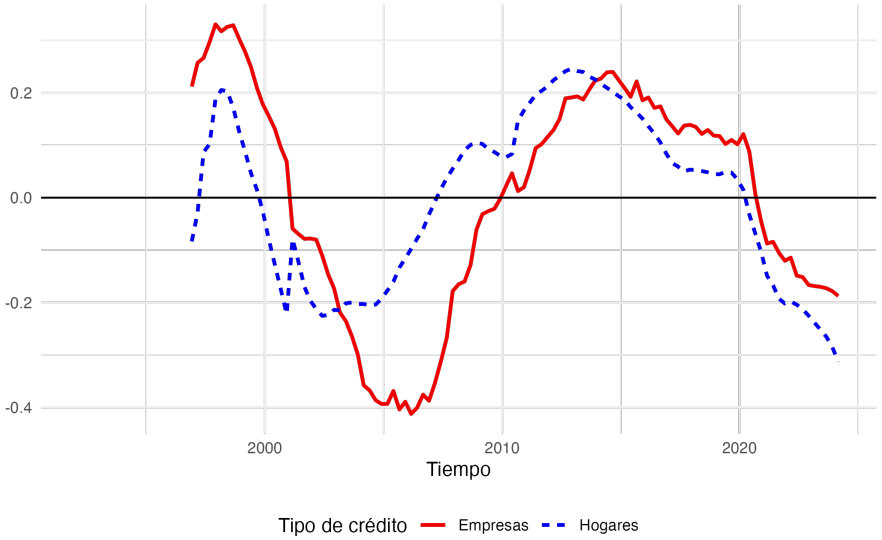
(b) Crédito Moneda Nacional



(c) Crédito Moneda Extranjera

particular, en la Figura 2.13 se aprecia que, hasta antes del 2010, la amplitud del ciclo del crédito a empresas es superior al del crédito a personas (hogares). Ambas series alcanzan un pico hacia el final de 1997; mientras que el primer valle de la serie de créditos personales se da en el segundo trimestre de 2002, y en el caso de la serie de créditos a empresas, el valle se da recién en el primer trimestre de 2006. En el período actual, ambas series de crédito estarían mostrando un valor negativo del ciclo, y se estaría frente a un período de contracción de ambos tipos de crédito.

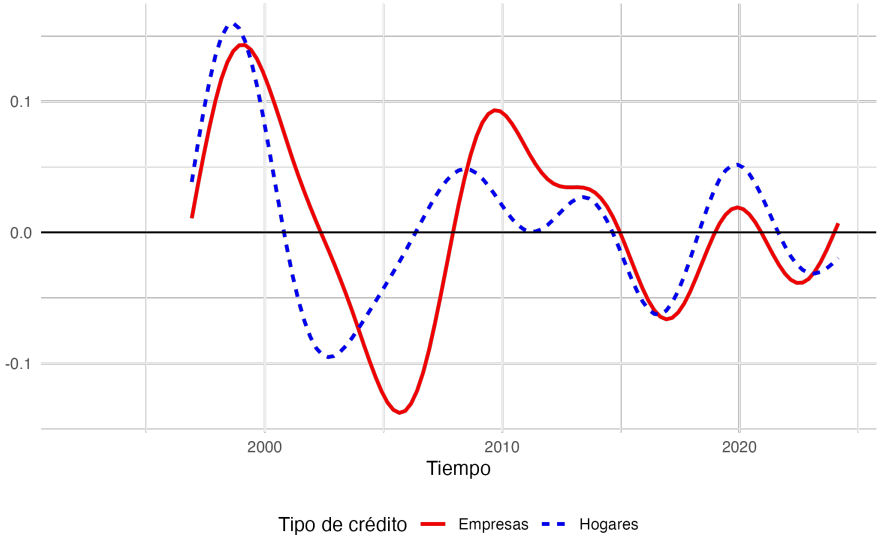
Figura 2.13: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de crédito con el filtro de HP



El ciclo CF estimado de estas series se pueden apreciar en 2.14. Se identifican 3 valles y 3 picos para la serie de crédito a empresas; mientras que, 4 picos y 4 valles para la serie de crédito a hogares o personales. Es decir, se detectan el doble de picos y valles que con el filtro HP. En particular, se detectan dos fases de expansión y contracción más para el crédito a hogares: la primera fase de contracción se da entre el segundo trimestre de 2008 y el primer trimestre de 2011; la segunda fase de contracción, del tercer trimestre de 2013 al cuarto trimestre de 2016. Por su parte, para el crédito a empresas, para el periodo comprendido entre el tercer trimestre de 2008 y cuarto trimestre de 2016 sólo se observa una fase de contracción para esta serie.

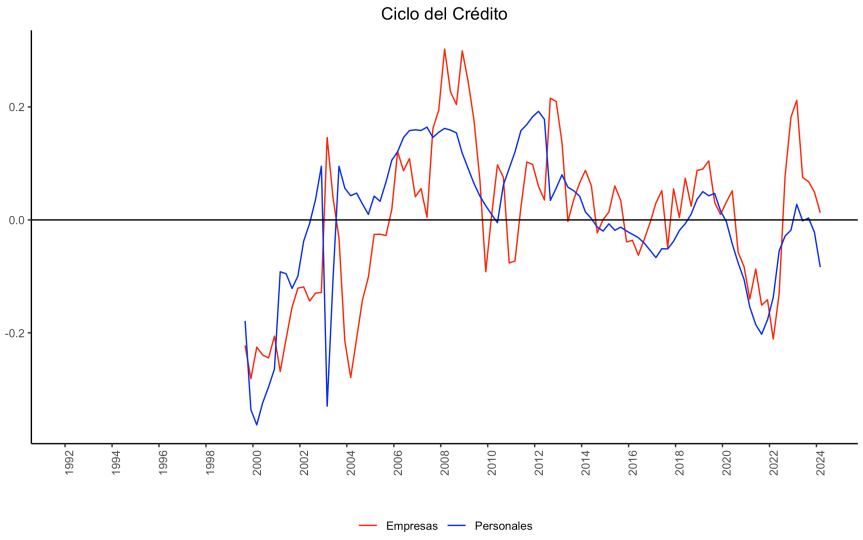
Para el período de final de la muestra, y en contraste a lo que se obtiene con el filtro HP, se estima que tanto el crédito a empresas y los personales estarían entrando en una nueva fase de expansión.

Figura 2.14: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de moneda con el filtro de CF



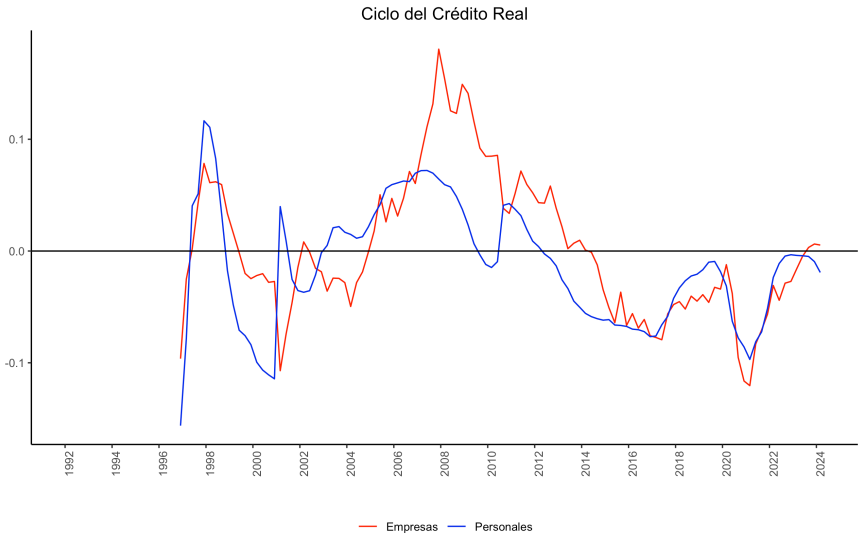
Cuando se emplea el filtro de Hamilton, el componente cíclico del crédito a empresas es bastante ruidoso, aunque se pueden distinguir 4 valles y 4 picos. En particular, se puede observar una fase contracción entre 2019 y 2022, una fase de recuperación de 2022 a 2023. Para el 2024, se puede notar que estaríamos entrando en una fase de contracción. Un comportamiento similar se observa para la serie de créditos personales, aunque la recuperación de 2022 a 2023 no ha sido tan alta como en el caso del crédito a empresas.

Figura 2.15: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de crédito con el filtro de Hamilton



Con el filtro de BN modificado, se distinguen claramente tres picos en la serie de créditos a empresas, al igual que para la serie de créditos personales (o a hogares). Es notorio la fase de contracción en el crédito a empresas entre el primer trimestre del 2008 y 2018. Luego se aprecia una pequeña mejora en el componente cíclico, aunque sin llegar a ser positivo. Aunque, vuelve a sufrir una caída importante para el 2021.

Figura 2.16: Ciclo Crediticio del Logaritmo del Crédito por tipo de crédito con el filtro de Beveridge Nelson Modificado



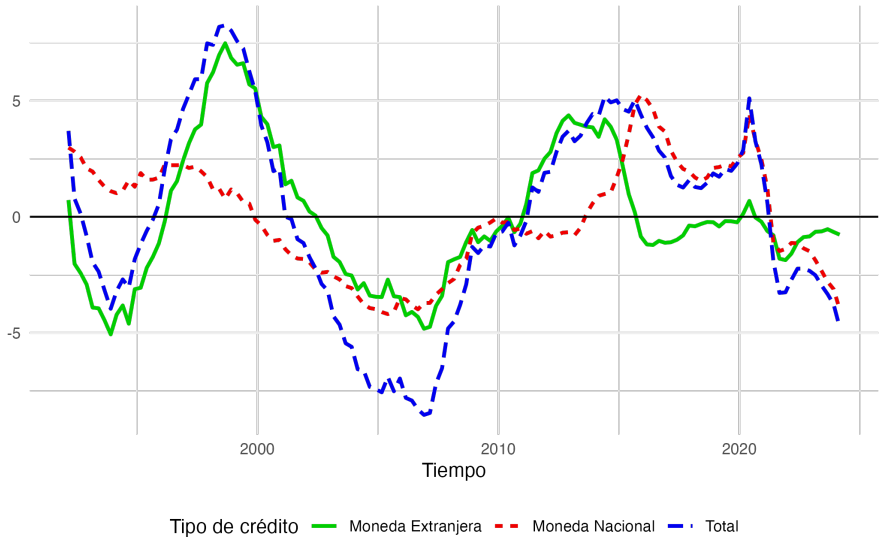
Ratio de Crédito sobre PBI

El ratio de crédito sobre PBI es una medida crediticia bastante utilizada en la política macropudencial. Por ello, realizamos un análisis similar al anterior, aunque únicamente con los filtros univariados.

En la Figura 2.17 se puede observar que el ciclo del ratio de crédito total sobre PBI presenta 2 valles y 2 picos, equivalente a un ciclo y medio completos. Se aprecia que el mayor valor negativo del ciclo se alcanza en el segundo valle hacia el final de 2006. En dicho momento se estima que el ratio de crédito total sobre PBI está 8,5 puntos por debajo de su nivel tendencial. Luego de este valle, se observa una fase de recuperación hasta la segunda mitad del 2014, para luego decrecer, aunque manteniéndose positivo. Hacia inicios de 2024, se estima un valor negativo para el ciclo y estaríamos en una fase de contracción.

El ciclo del ratio de crédito en moneda extranjera sobre PBI presenta una alta correlación positiva con el ciclo del ratio de crédito total sobre PBI, especialmente hasta antes de 2010. Luego de ello, el ratio de crédito en moneda extranjera sobre PBI presenta una fase de expansión y dos de contracción. Para el 2024, el valor de ciclo es negativo, aunque no queda claro si la fase de contracción continua o si entramos en una fase de recuperación. En el caso del ratio de crédito de moneda nacional sobre PBI, solo se identifica un ciclo completo. Hacia 2024, al igual que el ratio de crédito total sobre PBI, se estima un valor negativo del ciclo y se encontraría en una fase de contracción.

Figura 2.17: Ciclo Crediticio del Ratio Crédito/PBI por tipo de moneda con el filtro HP

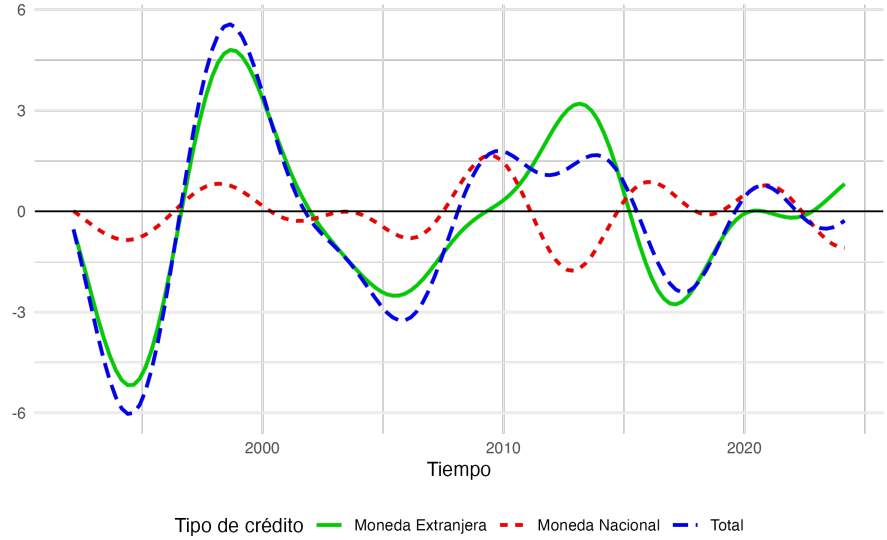


La Figura 2.18 muestra la estimación obtenida utilizando el filtro CF, destacándose que el ciclo estimado es considerablemente más suave en comparación con el estimado mediante el filtro HP. Además, se observa que la amplitud del ciclo del crédito total sobre PBI fue significativamente mayor antes del año 2000, mientras que después de esa fecha disminuyó. Por el contrario, en el caso del crédito en moneda nacional sobre PBI, la amplitud del ciclo es menor antes del año 2000, presentando un comportamiento opuesto.

En el caso del crédito en moneda extranjera sobre PBI, se identifica la contracción desde mitad de 2013 hasta inicios de 2017. Para el primer trimestre de 2024, se estima que el crédito en moneda extranjera sobre PBI estaría en una fase de expansión; el crédito total sobre PBI estaría recuperándose, mientras que el crédito en moneda nacional sobre PBI estaría continuando la una fase de contracción, que inició aproximadamente hacia finales de 2020.

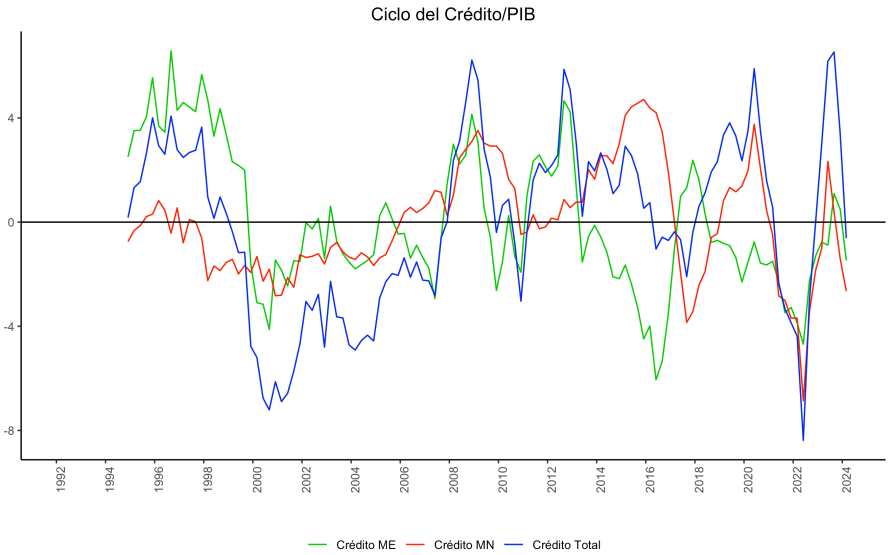
Cuando empleamos el filtro de Hamilton (ver Figura 2.19), podemos observar que este es mucho más volátil que los resultados anteriores. Además, la amplitud de la primera parte de la muestra (antes de 2002) es

Figura 2.18: Ciclo Crediticio del Ratio Crédito/PBI por tipo de moneda con el filtro CF



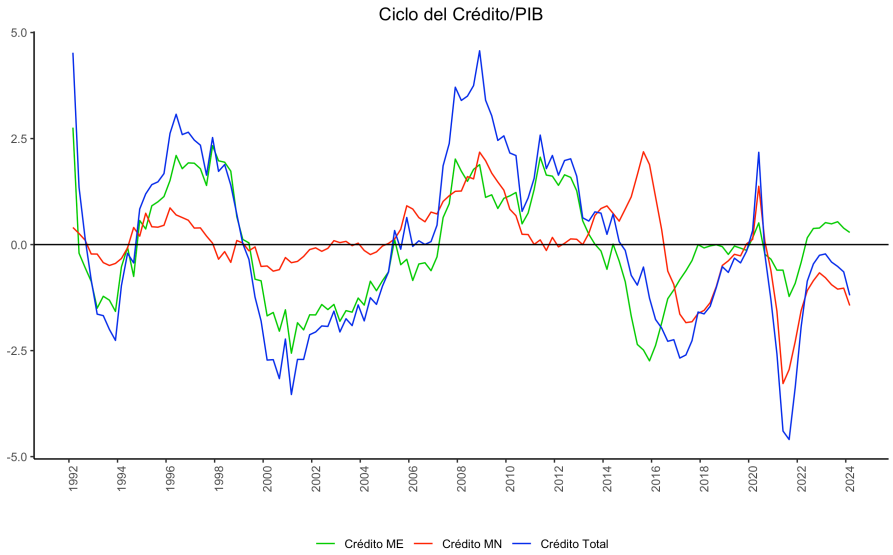
similar al del final de la muestra, mientras que para la mitad de la muestra, la amplitud es menor. Para las tres series (crédito total y por monedas sobre PBI) se estima que estaríamos en una fase de contracción, con valores del ciclo negativos.

Figura 2.19: Ciclo Crediticio del Ratio Crédito/PBI por tipo de moneda con el filtro de Hamilton



Los resultado de aplicar el filtro de BN (Figura 2.20) muestran que el ciclo del crédito en moneda nacional sobre PBI es menos variable antes de 2006. Tanto el ciclo del crédito total sobre PBI como el del crédito en moneda nacional sobre PBI se encontrarían en una fase de contracción, mientras que la el ciclo del crédito en moneda extranjera estaría empezando a señalar una reducción de la fase expansiva.

Figura 2.20: Ciclo Crediticio del Ratio Crédito/PBI por tipo de moneda con el filtro de Beveridge Nelson Modificado



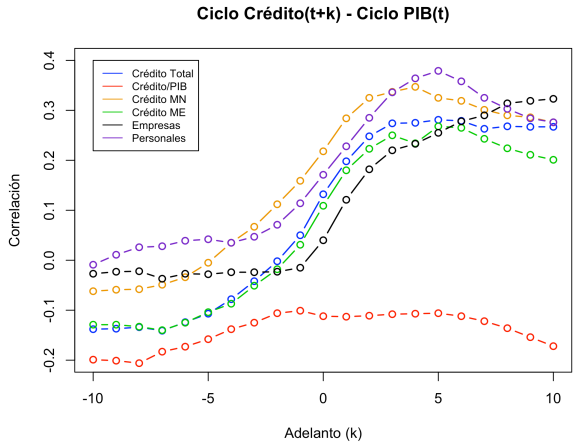
Ciclo de Crédito y Ciclo de PBI

En la Figura 2.21 se aprecia la relación dinámica entre el ciclo crediticio (en sus diferentes medidas) y el ciclo económico, como proxy de los *business cycles*. Mucha de la justificación para emplear el ciclo del PBI real como medida aproximada de los movimientos cíclicos del crédito en la economía peruana es que, supuestamente, estos componentes estaban bastante relacionados dinámicamente.

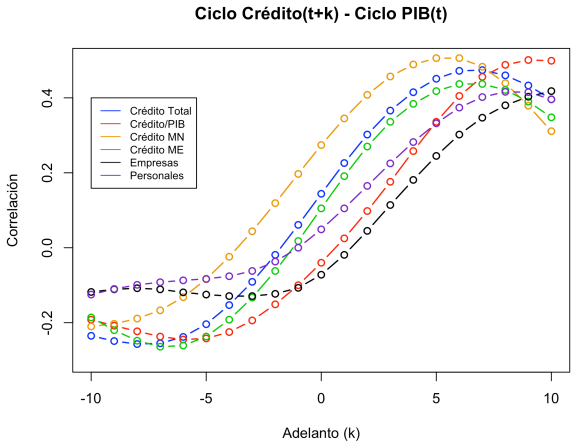
Una forma de evidencia empírica de esta última hipótesis comúnmente aceptada es medir la relación dinámica entre ambos componentes. En cada caso, se ha obtenido el ciclo del PBI utilizando la misma metodología a la empleada para obtener el ciclo crediticio. Por ejemplo, en el caso del filtro HP, se obtuvo el ciclo del PBI con el parámetro de suavizamiento estándar ($\lambda = 1600$); cuando se usó el filtro CF, se emplearon las medidas de periodicidades usuales en el análisis de ciclos económicos. En el caso del filtro multivariado, se usó como medida del ciclo económico al componente cíclio de mayor periodicidad del PBI real.

Para todas las medidas cíclicas se puede observar que la correlación contemporánea entre el ciclo crediticio y el ciclo del PBI es bastante baja, i.e, menor a 0,4 (en valor absoluto). Aunque, la única excepción es el filtro de Hamilton, para el cual la correlación contemporánea entre la medida del ciclo del crédito total y el del PBI es de 0,6. Por otro lado, en la Figura 2.21 también podemos observar que ninguna de las medidas de ciclo de crédito adelanta al ciclo del PBI, es decir que la correlación entre los valores retardados del ciclo de crédito y el valor corriente del ciclo del PBI es bastante menor (alrededor de 0,3 en valor absoluto). Tampoco se observa lo contrario, que el ciclo del PBI adelante al ciclo de crédito. Según lo que observa en la Figura 2.21, el valor más alto de la correlación de adelantos del ciclo de crédito y el valor corriente del ciclo del PBI se da con 5 trimestres y bordea el 0,45; aunque, la excepción la muestra el ciclo crediticio calculado por el filtro de BN modificado, ya que muestra que la correlación dinámica del ciclo del PBI corriente con adelantos del ciclo de crédito es cercana a 0,6.

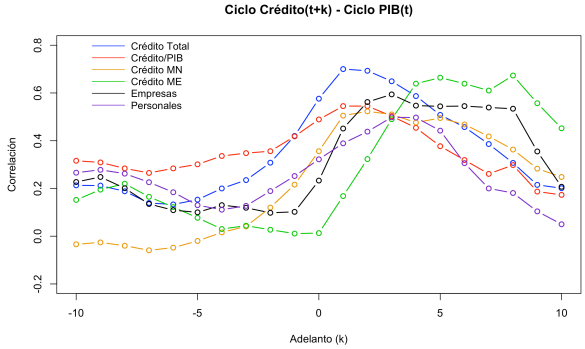
Figura 2.21: Correlación Dinámica entre Ciclo de Crédito y Ciclo del PBI



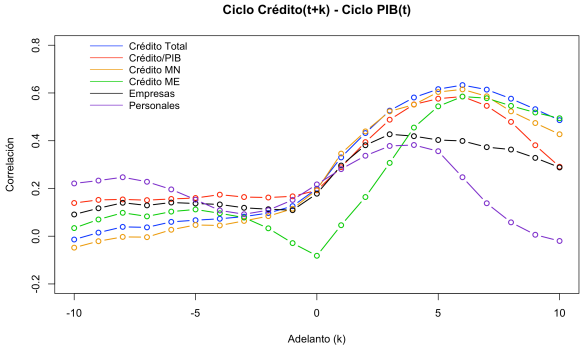
(a) Ciclo HP



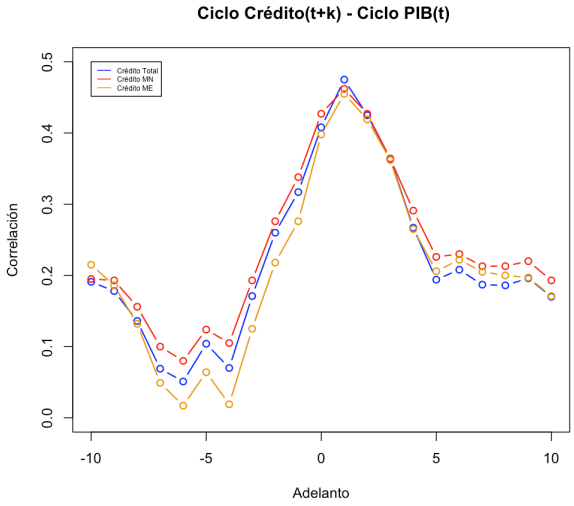
(b) Ciclo CF



(c) Ciclo de Hamilton



(d) Ciclo de BN modificado



(e) Ciclo Multivariado

3 Conclusiones

De todo lo anterior, se puede concluir que para todas las medidas de crédito y considerando los diferentes filtros univariados, el crédito en moneda extranjera presenta al menos un ciclo más que el crédito en moneda nacional. Este ciclo extra se da entre el 2013 y el 2022, aunque los limites exactos dependen del filtro que se emplee. Este ciclo es coincidente con la entrada en vigencia de los requerimientos de encaje condicionados al crecimiento del crédito vehicular e hipotecario por parte del BCRP.

Por otro lado, en el caso de los filtros univariados tradicionales, el componente cíclico agrupa dos tipos de componentes, los de periodicidad larga (o frecuencia baja/media) y los de periodicidad corta (o frecuencia alta). Esto se distingue de forma clara en el análisis multivariado, que permite aislar los dos tipos de comportamientos cíclicos. El ciclo en el crédito en moneda extranjera producto de los mayores requerimientos de encaje condicionados al crédito se capturan en el componente de periodicidad corta.

Por último, el análisis de las correlaciones dinámicas entre los componentes cíclicos del crédito y el PBI muestra que la asociación entre ambos no es tan significativa como se suponía, cuestionando la validez de utilizar el ciclo del PBI como un proxy adecuado del ciclo del crédito en la formulación de políticas macroprudenciales. Este hallazgo es especialmente relevante a la luz de las observaciones de Borio (2014), quien destaca que los ciclos financieros presentan características distintivas, como una periodicidad más prolongada y una mayor amplitud en comparación con los ciclos económicos, además de estar estrechamente vinculados al comportamiento conjunto del crédito y los precios de los activos inmobiliarios, como la vivienda.

Estas diferencias estructurales subrayan la importancia de un enfoque más matizado en la formulación de medidas macroprudenciales contracíclicas. En particular, las reglas procíclicas deberían incorporar indicadores específicos del ciclo financiero, permitiendo una calibración más precisa y efectiva que mitigue los riesgos inherentes a este tipo de ciclos. Por lo tanto, resulta fundamental que los reguladores diseñen medidas macroprudenciales que no dependan exclusivamente del ciclo del PBI, sino que integren variables clave del ciclo financiero, como la dinámica del crédito y los precios inmobiliarios. Este enfoque garantizaría una respuesta más robusta y alineada con las particularidades del sistema financiero, fortaleciendo la estabilidad financiera a largo plazo.

Referencias

Aparicio, C. and Moreno, H. (2011). Calidad de la cartera crediticia bancaria y el ciclo económico: una mirada al gasto en provisiones bancarias en el perú (2001-2011). *Documento de trabajo*, 3:27–27.

Beveridge, S. and Nelson, C. R. (1981). A new approach to decomposition of economic time series into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the 'business cycle'. *Journal of Monetary economics*, 7(2):151–174.

Borio, C. (2014). The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt? *Journal of banking & finance*, 45:182–198.

Brunnermeier, M. K. and Sannikov, Y. (2014). A macroeconomic model with a financial sector. *American Economic Review*, 104(2):379–421.

Burns, A. (1946). Measuring business cycles. *National Ber-eau of Economics Research*.

Christiano, L. J. and Fitzgerald, T. J. (2003). The band pass filter. *International economic review*, 44(2):435–465.

Christiano, L. J., Motto, R., and Rostagno, M. (2014). Risk shocks. *American Economic Review*, 104(1):27–65.

Cogley, T. and Nason, J. M. (1995). Output dynamics in real-business-cycle models. *The American Economic Review*, pages 492–511.

Hamilton, J. D. (2018). Why you should never use the hodrick-prescott filter. *Review of Economics and Statistics*, 100(5):831–843.

Harding, D. and Pagan, A. (2006). Synchronization of cycles. *Journal of econometrics*, 132(1):59–79.

Hodrick, R. J. and Prescott, E. C. (1997). Postwar us business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, pages 1–16.

Kamber, G., Morley, J., and Wong, B. (2018). Intuitive and reliable estimates of the output gap from a beveridge-nelson filter. *Review of Economics and Statistics*, 100(3):550–566.

Kamber, G., Morley, J., and Wong, B. (2024). Trend-cycle decomposition after covid cama working paper 24/2024 march 2024.

Koop, G. and Korobilis, D. (2014). A new index of financial conditions. *European Economic Review*, 71:101–116.

Nivín, R. and Pérez, F. (2019). Índice de condiciones financieras para el perú. *Revista Moneda*, (177):11–15.

Terrones, M. M., Kose, M. A., and Claessens, M. S. (2011). *Financial cycles: What? How? When?* International Monetary Fund.

FLAR
FONDO LATINOAMERICANO DE RESERVAS

Fondo Latinoamericano de Reservas | FLAR
Calle 84A No. 12-18 Piso 7 | Bogotá, Colombia
Correo electrónico: flar@flar.net
Tel: (571) 634 4360