

Identificación de *Booms* crediticios en Nicaragua (2002 – 2025): análisis econométrico multimétodo

Antonio Brenes Narvaez & Marcos Tinoco Palacios*
Resumen

Este documento identifica episodios de expansión del crédito en Nicaragua en el periodo 2002-2025 mediante tres estrategias complementarias. Primero, se emplean filtros estadísticos aplicados a la razón crédito sobre PIB, específicamente Hodrick-Prescott en sus versiones unilateral y bilateral y el filtro de Hamilton, para estimar brechas e identificar *booms* bajo el criterio de Mendoza-Terrones. Segundo, se estima un modelo semiestructural que separa tendencia y ciclo del crédito a partir de su relación con otras variables macroeconómicas, utilizando el mismo umbral de clasificación. Tercero, se ajusta un modelo Markov switching con tres regímenes (contracción, crecimiento “óptimo” y *boom*) que asigna probabilidades a cada fase. Los resultados apuntan a la existencia de *dos* episodios relevantes de auge crediticio en el período de análisis. El primero tuvo lugar entre finales de 2005 y mediados de 2008, asociado a la fase de expansión posterior a las reformas financieras de inicios de los 2000. El segundo, se observó entre finales de 2015 y mediados de 2018, vinculado al período de estabilidad macroeconómica de ese período. A nivel sectorial, estos auges fueron liderados por el crédito comercial y personal, mientras que el crédito industrial mostró un aumento más tardío y de menor magnitud. Según la descomposición histórica del modelo semiestructural, en ambos episodios la brecha positiva del crédito respondió principalmente a mayor demanda interna y menores primas de riesgo, con los factores externos actuando como amplificadores.

Palabras Clave: Nicaragua, ciclo del crédito, *booms* crediticios.

Códigos JEL: C32, E32, E44, E51, G21.

*Los autores pertenecen a la Gerencia de Análisis Financiero del Banco Central de Nicaragua. Para comentarios comunicarse a los correos: abn@bcn.gob.ni y mtinoco@bcn.gob.ni. El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es) y no necesariamente representa la posición oficial del Banco Central de Nicaragua.

1. Introducción

La disponibilidad y uso del crédito promueve el crecimiento económico y el desarrollo de un país al facilitar el acceso a recursos financieros que impulsan el consumo, la inversión y la innovación. No obstante, es importante que el crédito crezca a un ritmo moderado a fin de evitar riesgos a la estabilidad financiera, ya que cuando el crédito crece más rápido que la capacidad de generar ingresos, se incrementa el riesgo de no poder pagar los préstamos. En este sentido, la crisis financiera mundial de 2008 dejó como lección la importancia de que los entes reguladores den seguimiento al riesgo derivado de un crecimiento excesivo del crédito. Esta situación se conoce en la literatura económica como *booms* o auge de crédito, los cuales se definen generalmente como períodos de expansiones inusualmente agudas y por encima de la tendencia en el crédito real. Más específicamente, una expansión crediticia se identifica como un auge si excede algún múltiplo de la desviación estándar de las fluctuaciones crediticias de un país dado alrededor de la tendencia (Terrones 2004, Mendoza & Terrones 2008).

La experiencia refleja que en la mayoría de casos las expansiones de crédito no son perjudiciales para la economía, ya que como señala Mendoza & Terrones (2008) las rápidas expansiones crediticias suelen estar asociadas con la profundización financiera, condiciones favorables de financiamiento externo o repuntes cíclicos. Sin embargo, también suelen generar preocupación debido al papel de las expansiones crediticias excesivas en algunas crisis financieras. Así se menciona, que si bien, históricamente solo una minoría de auges de crédito ha culminado en crisis financieras, las consiguientes distorsiones en los balances de las instituciones financieras pueden ser muy costosas para la economía (Decressin & Terrones 2011). Un problema que enfrentan los entes reguladores es que abordar los auges crediticios es una tarea compleja debido a la dificultad de distinguir entre episodios de rápido crecimiento crediticio y expansiones crediticias a gran escala.

Particularmente, al analizar la evolución del crédito en Nicaragua desde inicios de los años 2000, se puede observar que el crecimiento interanual ha mostrado un comportamiento tendencial positivo en diferentes períodos. Así, entre enero 2003 y abril 2009 el crédito registró 76 meses de tasas de crecimiento positivas consecutivas (promedio de crecimiento del 27%), de los cuales 72 meses consecutivos correspondieron a tasas de 2 dígitos. Por su parte, entre 2012 e inicios de 2018 se registraron 93 meses consecutivos

de crecimiento positivo (promedio de crecimiento del 19.3 %), de los cuales en 82 meses se registraron tasas de crecimiento de 2 dígitos. Finalmente, entre enero de 2022 a mayo de 2025 se cuenta con 41 meses de crecimiento positivo consecutivos (promedio de crecimiento del 15.7 %), y de los cuales los últimos 37 meses consecutivos han correspondido a tasas de 2 dígitos.

Respecto a la literatura para Nicaragua sobre la identificación de *booms* crediticios, [Urbina \(2015\)](#) realiza un análisis de la evolución del crédito en Nicaragua enfocado en la detección de *boom* crediticio para el periodo 1995–2014, aplicando dos enfoques para modelar el comportamiento del crédito e identificar potenciales *booms* crediticios: el filtro de [Hodrick & Prescott \(1997\)](#) y el procedimiento *Bayesian Model Averaging* (BMA). Los resultados indican que, durante el periodo en estudio no ha habido *boom* de crédito.

Por su parte, en este estudio se analiza la existencia de *booms* de crédito para Nicaragua en el período 2002–2025, para lo cual se aplican tres métodos complementarios para identificar *booms* de crédito en Nicaragua para el período 2002–2025. Primero, se usan filtros univariados—Hodrick Prescott (HP, de ahora en adelante) en versiones unilateral y bilateral, y el filtro de Hamilton—para aislar la brecha de la razón crédito sobre el Producto Interno Bruto (PIB) y aplicar el criterio de Mendoza–Terrones [Mendoza & Terrones \(2008\)](#). Segundo, se estima un modelo semiestructural para Nicaragua que calcula la tendencia y la brecha del crédito a través de sus relaciones con variables como el PIB, tasa de interés real, entre otros, con el calculado multivariado de esta brecha de aplica el mismo criterio anterior. Tercero, se contrasta con un Modelo *Markov-Switching*, que clasifica los trimestres en contracción, crecimiento “óptimo” o en *boom* según probabilidades Markovianas.

La evidencia proveniente de los distintos métodos señala la presencia de dos episodios relevantes de expansión acelerada, en los periodos 2005-2008 y 2015-2018. Para este último, la mayoría de enfoques coinciden en identificar un auge entre finales de 2015 e inicios de 2018. A nivel sectorial, dicho repunte se concentra principalmente en los créditos comercial y personal, mientras que el crédito industrial muestra un incremento más tardío y de menor duración. El modelo Markov-Switching encuentra una tasa de crecimiento del crédito real promedio cercana al 10 % en el régimen asociado a expansiones sostenidas.

La descomposición histórica del ciclo del crédito indica que, en ambos episodios, las expansiones se apoyan en el dinamismo de la actividad interna y en condiciones financieras favorables, mientras que los factores externos actúan como amplificadores. En algunos métodos, el momento exacto en que se señala el cierre del auge puede diferir, especialmente cuando la serie enfrenta ajustes abruptos como los observados en 2018 o durante la crisis financiera internacional de 2008-2009. En estas situaciones, el indicador puede permanecer elevado por algunos trimestres debido al crecimiento acumulado en la fase previa, sin que ello implique una expansión adicional en esos períodos.

Estos resultados reflejan la marcada procacicidad del crédito en Nicaragua ya que, crece por encima de su tendencia en fases de bonanza y se contrae con igual rapidez cuando la actividad cae. Los hallazgos refuerzan la recomendación del Banco de Pagos Internacionales (BIS) de usar la brecha de crédito como señal temprana para activar herramientas contracíclicas y prevenir que futuros *booms* se traduzcan en una vulnerabilidad financiera.

El documento está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se presenta la revisión de literatura. La sección 3 exhibe los aspectos metodológicos del estudio. Por su parte, en la sección 4 se describen los resultados y finalmente en la sección 5 se muestran las conclusiones.

2. Revisión de literatura

De acuerdo con [Elekdag & Wu \(2011\)](#), el crédito puede crecer rápidamente por al menos tres razones: (i) la profundización financiera (que, según [Levine \(2005\)](#), respalda el crecimiento), (ii) las fluctuaciones cíclicas normales (la demanda y la disponibilidad de crédito tienden a aumentar durante las recuperaciones) y (iii) las fluctuaciones cíclicas excesivas (“auge crediticio”). Los episodios de rápido crecimiento del crédito, especialmente los auges crediticios, suelen estar asociados a desequilibrios financieros crecientes y tienden a terminar abruptamente, a menudo en forma de crisis financieras.

Por lo tanto, el rápido crecimiento del crédito es por lo general un motivo de preocupación de las autoridades económicas, ya que se puede convertir en un *boom* o auge crediticio. La definición de un *boom* de crédito más ampliamente utilizada es aquella en la cual se crece por encima de la tendencia en el crédito real. Más específicamente, una expansión crediticia se identifica como un auge si excede algún múltiplo de la desviación estándar de las fluctuaciones crediticias de un país dado alrededor de la tendencia ([Terrones 2004, Mendoza & Terrones 2008](#)). Alternativamente, los auges crediticios pueden definirse como episodios donde la relación crédito-PIB se desvía de su tendencia continua, que utiliza información hasta que se identifica el auge, por un factor dado por [Gourinchas et al. \(2001\)](#).

La literatura indica que son diversas las posibles causas de los *booms* de créditos, señalándose tanto factores externos como internos. Así, [Calderón & Kubota \(2012\)](#), utilizando una muestra de 70 economías desarrolladas y de mercados emergentes, concluyen que los aumentos repentinos de las entradas brutas de capital (en particular, otras entradas de inversión) son fuertes predictores empíricos de los auges crediticios. Así mismo, [Dell’Ariccia et al. \(2012\)](#) resalta que los auges crediticios suelen desencadenarse por reformas financieras, aumentos repentinos de entradas de capital asociados a la liberalización de la cuenta de capital y períodos de fuerte crecimiento económico.

Por su parte, [Arena et al. \(2015\)](#) menciona que los factores internos son importantes: los auges crediticios ocurren en países con regímenes cambiarios fijos, políticas monetarias y fiscales expansivas y una supervisión bancaria deficiente. [Elekdag & Wu \(2011\)](#) analizaron 99 auges crediticios, 60 de los cuales se originaron en economías emergentes, encontrando que las políticas

macroeconómicas laxas parecen haber contribuido a la acumulación de auges crediticios. Finalmente, [Gourinchas et al. \(2001\)](#) concluyen que los auges crediticios se asocian con un auge de la inversión interna, un aumento de las tasas de interés internas, un deterioro de la cuenta corriente, una apreciación real, una disminución de las reservas y el crecimiento del producto.

El crecimiento excesivo del crédito suele considerarse como un indicador de problemas futuros en el sector financiero. [Seidler & Gersl \(2012\)](#) mencionan que, en una fase de crecimiento económico, las entidades crediticias pueden tener expectativas excesivamente optimistas sobre la capacidad futura de los prestatarios para reembolsar sus deudas y, por lo tanto, con frecuencia otorgan préstamos a prestatarios de alto riesgo. En consecuencia, la mayor parte de los préstamos potencialmente incobrables surgen durante las fases ascendentes del ciclo crediticio. Este comportamiento es coherente con los estudios existentes en el campo de las señales de alerta temprana, según los cuales el crecimiento excesivo del crédito puede considerarse uno de los indicadores más fiables de futuros problemas en el sector bancario ([Borio & Lowe 2002, Borio & Drehmann 2009, Jiménez & Saurina 2006, Saurina et al. 2008](#)).

Así, el crecimiento del crédito puede ser un potente predictor de crisis financieras ([Borio & Lowe 2002, Mendoza & Terrones 2008, Schularick & Taylor 2012, Mitra et al. 2011](#)). Por su parte, [Dell’Ariccia et al. \(2012\)](#) concluyen que los auges asociados a crisis bancarias (o crecimiento inferior a la tendencia) tienden a ser más prolongados y duraderos, y que los auges que comienzan con un mayor nivel de profundidad financiera tienen mayor probabilidad de terminar mal. Otros estudios concluyen que los auges más prolongados y aquellos que coinciden con una mayor inflación y, en menor medida, con un bajo crecimiento económico, tienen mayor probabilidad de terminar en crisis.

No obstante, los *booms* crediticios no siempre terminan en crisis bancarias. [Barajas et al. \(2009\)](#) examina la relación entre los auges crediticios y las crisis bancarias y concluye que, contrariamente a la creencia generalizada, solo una minoría de los auges crediticios terminan en algún tipo de dificultad financiera. Así mismo, señala en su estudio que los auges más grandes y prolongados, así como aquellos asociados con altas tasas de inflación y, en menor medida, con un bajo crecimiento económico, tienen mayor probabilidad de desembocar en una crisis.

Gorton & Ordoñez (2016) señala que las crisis financieras suelen ir precedidas de un auge crediticio, pero no todos los auges crediticios terminan en crisis financieras. El inicio de un auge suele ir precedido de un estallido de innovación, pero este impacto positivo en la productividad se desvanece más rápidamente durante los auges que terminan en crisis. Las semillas de una crisis pueden sembrarse mucho antes de la crisis, por lo que no todas las crisis son resultado de *shocks* negativos contemporáneos. Mendoza & Terrones (2012) concluyen que, durante los auges crediticios, las variables macroeconómicas muestran un claro patrón cíclico de expansión económica en la fase ascendente, seguida de una pronunciada contracción en la fase descendente, tanto para las economías avanzadas como para las emergentes.

Otro elemento a destacar de los *booms* de créditos es que estos muestran diferencias en dependencia de si es una economía desarrollada o emergente o entre aquellos que llegan a generar crisis financieras. En este sentido, Arena et al. (2015) utiliza una base de datos de crédito bancario de 135 países en desarrollo durante el período 1960–2011 y encuentra que, si bien la duración y la magnitud de los auges crediticios son similares entre los grupos de países, la dinámica macroeconómica difiere ligeramente en los países de bajos ingresos. Además, los auges crediticios asociados a las crisis bancarias presentan dinámicas macroeconómicas distintivas, a la vez que reflejan una posible desviación significativa del crédito respecto de los fundamentos del país.

Así mismo, hay que señalar que la literatura indica diferencias en los *booms* de crédito según el sector de la economía que esté registrando el crecimiento. En este sentido, Müller & Verner (2023) estudian la relación entre las expansiones crediticias, las fluctuaciones macroeconómicas y las crisis financieras utilizando una base de datos sobre la distribución sectorial del crédito privado en 117 países desde 1940. Se documenta que, durante los auges crediticios, este fluye desproporcionadamente hacia el sector no transable. Las expansiones crediticias hacia este sector, a su vez, predicen sistemáticamente posteriores desaceleraciones del crecimiento y crisis financieras. Por el contrario, las expansiones crediticias hacia el sector transable se asocian con un crecimiento sostenido de la producción y la productividad sin un mayor riesgo de crisis financiera. Para comprender estos patrones, se demuestra que las empresas del sector no transable tienden a ser más pequeñas, más dependientes de préstamos con garantía inmobiliaria y

más propensas a incumplir durante las crisis.

Respecto a las metodologías utilizadas para estimar los *booms* de crédito, un método tradicional consiste en aplicar el filtro estadístico Hodrick–Prescott (HP), que obtiene la tendencia de una serie temporal. Al comparar la ratio crédito/PIB real con su tendencia a largo plazo obtenida mediante el filtro HP, se puede estimar si el nivel de crédito es excesivo (véase a: [Borio & Lowe 2002](#), [Borio & Drehmann 2009](#)). Un método alternativo consiste en estimar el nivel de crédito privado en equilibrio en relación con variables económicas clave (como el nivel de desarrollo de la economía, medido en términos del PIB real per cápita). [Gourinchas et al. \(2001\)](#) introdujeron métodos de umbral en el análisis de los auge crediticios, seguidos por varios estudios recientes, entre ellos [Cottarelli et al. \(2003\)](#), [Fund \(2004\)](#), [Hilbers et al. \(2005\)](#), [Ottens et al. \(2005\)](#).

[Mendoza & Terrones \(2008\)](#) utiliza el crédito real per cápita en lugar de la relación crédito-producto como medida del crédito; construyen la tendencia del crédito utilizando el filtro Hodrick–Prescott (HP) en su forma estándar y utilizan umbrales que dependen de la variabilidad cíclica del crédito de cada país. [Arena et al. \(2012\)](#) utiliza regresiones probit de panel de los factores que impulsan los episodios de auge crediticio durante el período 1970–2011, indicando que la incidencia de los auge crediticios se asocia positivamente con las entradas de capital y las condiciones favorables de liquidez internacional.

[Barajas et al. \(2005\)](#) aplica un modelo logit en el que interactúan diversas variables comúnmente utilizadas en la literatura empírica sobre crisis bancarias con las diversas medidas de auge crediticios. [Seidler & Gersl \(2012\)](#) utiliza el Modelo de Corrección de Errores (ECM, por sus siglas en inglés), que estima no solo la relación a largo plazo entre las variables cointegradas, sino también las posibles desviaciones a corto plazo de esta relación a largo plazo. [Lahura et al. \(2013\)](#) estima la ecuación de crédito a partir de su representación estado-espacio a través del filtro de Kalman. La metodología propuesta consiste en modelar las desviaciones del crédito respecto de su tendencia en función de: (i) variables económicas fundamentales y (ii) una variable (de estado) no observable, la cual mide el componente de las desviaciones del crédito que no está asociado a sus fundamentos.

Por su parte, Utari et al. (2012) utiliza el enfoque de equilibrio de la oferta y la demanda de crédito, utilizando variables fundamentales, que se estima mediante el Modelo de Corrección de Errores del Vector Markov Switching (MSVECM). Este modelo contiene varias estructuras (ecuaciones) que describen las características de los datos de series temporales en diferentes regímenes. Al realizar la conmutación entre las estructuras, se espera que el modelo capture una dinámica más compleja.

Finalmente, Baba et al. (2020) utiliza un modelo semiestructural basado en los trabajos de Benes et al. (2010), Andrle et al. (2014), Maria (2016), en los cuales se utilizan modelos semiestructurales prospectivos para estimar el componente cíclico del crédito (es decir, la brecha crediticia) e incluyen ecuaciones para el producto (curva IS), la inflación (curva de Phillips), los tipos de interés oficiales (regla de Taylor), los tipos de interés reales (ecuación de Fisher) y el tipo de cambio real, lo que permite una mejor identificación de tendencias y ciclos que el filtrado univariante.

3. Aspectos metodológicos

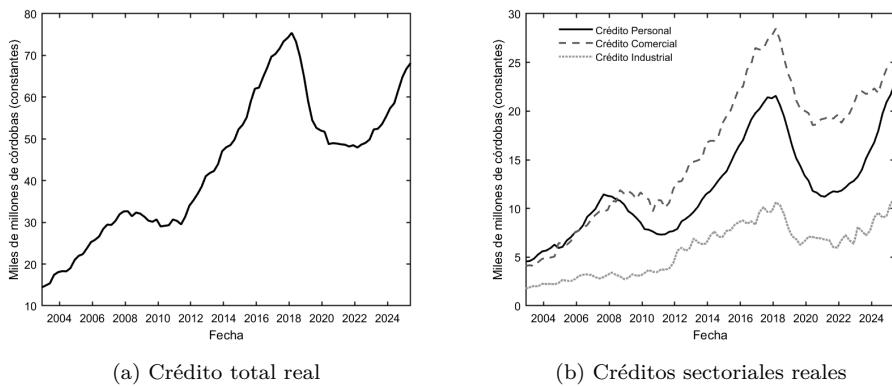
Esta sección comienza con un recorrido por la evolución del crédito en Nicaragua —tanto agregado como sectorial— y su relación con el PIB. A continuación expone la construcción de las series y, sobre esa base, aplica dos enfoques para fechar los episodios de auge: el primero combina filtros estadísticos y un modelo semiestructural con el umbral de Mendoza y Terrones; el segundo emplea un esquema Markov-Switching que detecta los *booms* de forma endógena. Por último, se presentan las pruebas de robustez y la descomposición histórica de la brecha para identificar los factores que impulsan cada episodio.

3.1. Hechos estilizados

Durante las últimas tres décadas el crédito bancario en Nicaragua ha atravesado tres grandes fases. Como consecuencia de las reformas económicas implementadas a inicios de los años 2000 el crédito muestra una expansión en el periodo (2003-2008) la cual fue afectada por la crisis financiera internacional que provocó una breve desaceleración, pero entre 2011 y 2017 el saldo agregado volvió a crecer a un ritmo promedio de 14 % anual en términos reales. Ese dinamismo se frenó abruptamente con los eventos sociopolíticos de 2018 y la posterior pandemia, cuando el crédito cayó más de 10 % anual entre 2018-2020 debido al retiro de depósitos y al esfuerzo de los bancos por sanear sus carteras. Desde 2021 se observa una recuperación sostenida: las tasas de 2021-2022 superaron las de 2020, aunque aún no alcanzan los máximos del ciclo anterior.

La contracción de 2018-2020 tuvo un claro detonante de liquidez: los depósitos del público experimentaron una disminución interanual mayor a una cuarta parte en marzo-2019, forzando a los bancos a recortar la cartera de crédito, a vender inversiones y usar líneas de liquidez del Banco Central de Nicaragua para hacer frente a los retiros. Esa presión se tradujo en recortes de crédito más intensos en los segmentos personal e industrial, mientras que el crédito comercial el de mayor peso mostró una disminución relativamente menor, pero aportó la mayor parte del ajuste en términos absolutos. El patrón sectorial también revela heterogeneidad en los auges: el empuje de 2012-2017 estuvo liderado por la cartera comercial, seguida por la personal, mientras que la industrial creció a un ritmo más moderado en todo el periodo.

FIGURA 1: Evolución del crédito real en Nicaragua



(a) Crédito total real

(b) Créditos sectoriales reales

Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.

Bejarano Chavarría (2023) encuentra que para 2002-2023: los *shocks* de oferta asociados al riesgo de crédito y a tensiones de liquidez explican cerca de 70 % de la volatilidad del crédito, con un impacto más marcado durante las fases contractivas. Así, la prociclicidad del crédito nicaragüense parece estar dominada por la dinámica de los balances bancarios más que por variaciones en la demanda.

De cara al análisis empírico, estos rasgos sugieren que es necesario (i) modelar el crédito total y sus principales segmentos por separado, pues reaccionan con distinta intensidad y desfase; y (ii) considerar la rapidez con que el sistema puede pasar de contracción a expansión, lo cual refuerza la importancia de herramientas macro-prudenciales que suavicen el ciclo financiero.

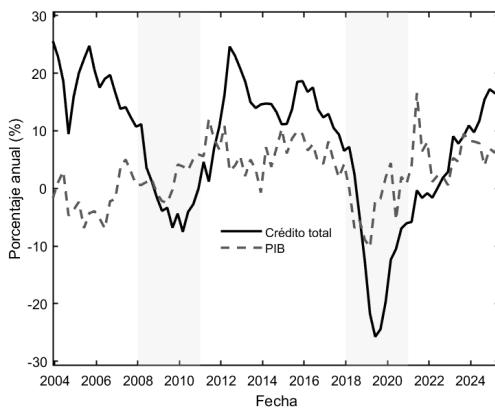
Para la muestra de datos analizada, en promedio las variaciones anuales del crédito total exhiben una amplitud muy superior a la del PIB, lo que señala un carácter procíclico y adelantado. En los años de auge previos a la crisis financiera internacional el crecimiento interanual del crédito real llegó a expandirse más del 20 % interanual, mientras que el crecimiento del PIB real apenas rozaba el terreno positivo. El contraste fue visible durante la crisis financiera internacional (2008-10, franja gris): el crecimiento interanual del crédito pasó rápidamente de dos dígitos a tasas negativas, en tanto que la actividad real se limitó a una leve contracción, reflejando que las tensiones se transmitieron primero por el canal financiero antes de sentirse plenamente

en la economía real.

El patrón se repitió con mayor severidad tras los eventos sociopolíticos de 2018 y la posterior pandemia (segunda franja sombreada). En este caso, la cartera bancaria se redujo, en promedio, más de 10 % anual entre 2018-20, frente a una contracción del PIB bastante menor; la abrupta salida de depósitos y un mayor riesgo afectaron la oferta de fondos y profundizaron la disminución del crédito.

Desde 2021 se observa un repunte sincronizado pero desigual: el crédito recuperó ritmo rápidamente y en 2024 crecía más de un 10 % interanual, mientras que el PIB avanzaba a un solo dígito medio. La brecha refleja la normalización de la liquidez bancaria y el efecto rezagado de la demanda agregada; también sugiere que el crédito sigue liderando las expansiones y, por ende, puede servir como señal temprana en modelos de alerta macro-prudencial.

FIGURA 2: Variación interanual del crédito total real y del PIB real



Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.

3.2. Datos y construcción de variables

En el estudio se utilizan series trimestrales, que abarcan el período 2002–2025. La información sobre los saldo del crédito total proviene de la

Superintendencia de Bancos y Otras Instituciones Financieras (SIBOIF), mientras que las demás variables se obtuvieron del Banco Central de Nicaragua (BCN) y del Instituto Nacional de Información de Desarrollo (INIDE). Con la información disponible se construyeron las siguientes variables:

- **Crédito total nominal** (C_t , SIBOIF): saldo agregado del crédito otorgado por bancos activos desde 2002, tomando el valor del último mes del trimestre.
- **Índice de precios al consumidor** (CPI_t , BCN-INIDE): índice trimestral de precios con año base 2006.
- **Producto interno bruto real** (Y_t , BCN): suma móvil desestacionalizada de los últimos cuatro trimestres del PIB trimestral expresado en términos reales.
- **PIB nominal** (PIB_t^{nom} , BCN): suma móvil desestacionalizada de los últimos cuatro trimestres del PIB trimestral en valores corrientes.
- **Población total nicaragüense** (POB_t , INIDE): número total de habitantes al final de cada trimestre.
- **Tasa activa bancaria nominal** (i_t , BCN): tasa promedio ponderada trimestral de interés activa aplicada a créditos en dólares.
- **Variables observables del modelo semiestructural** (Ψ_t , BCN): detalladas en la tabla [A3](#) del Anexo.

A partir de estas series se construyen las siguientes variables derivadas:

$$CR_t = \frac{C_t}{CPI_t}, \quad (1)$$

$$\pi_t^{ann} = 100 \times [\log(CPI_t) - \log(CPI_{t-4})], \quad (2)$$

$$R_t = \frac{C_t}{PIB_t^{nom}} \times 100, \quad (3)$$

$$R_t^{pob} = \frac{C_t}{POB_t} \times 100. \quad (4)$$

Donde:

- CR_t : Crédito total nominal deflactado por el índice de precios al consumidor, expresado en términos reales.
- π_t^{ann} : Inflación anualizada, calculada como la variación porcentual interanual del índice de precios al consumidor.
- R_t : Ratio crédito-PIB, expresado como porcentaje del crédito nominal respecto al PIB nominal trimestral.
- R_t^{pob} : Ratio crédito-población, que mide el crédito nominal por habitante.

3.3. Identificación de *booms* crediticios utilizando criterio M-T

El objetivo es identificar episodios en los cuales el crédito experimenta una expansión significativa, excediendo su crecimiento promedio histórico y los fundamentos económicos subyacentes. Para ello, se aplica la metodología propuesta por [Mendoza & Terrones \(2008\)](#) (M-T), utilizando tres filtros univariados (HP unilateral, HP bilateral y Hamilton) con un parámetro de suavizamiento $\lambda = 400\,000$, según lo sugerido en [Basel Committee on Banking Supervision \(2010\)](#). Adicionalmente, se estima un modelo semiestructural para la economía de Nicaragua, el cual incorpora otras variables económicas relevantes, para obtener una medida alternativa del ciclo del crédito real basada en fundamentos macroeconómicos y aplicar posteriormente el mismo criterio de identificación propuesto por Mendoza y Terrones.

3.3.1. Cálculo de la brecha crediticia

Para la serie del ratio crédito/PIB $\{R_t\}_{t=1}^T$:

Filtros univariados:

- Filtros HP (unilateral y bilateral):

$$\min_{\{\tilde{R}_t\}} \sum_{t=1}^T (R_t - \tilde{R}_t)^2 + 400\,000 \sum_{t=2}^{T-1} \left[(\tilde{R}_{t+1} - \tilde{R}_t) - (\tilde{R}_t - \tilde{R}_{t-1}) \right]^2$$

La brecha es:

$$Brecha_t^{(f)} = \ln(R_t) - \ln(\tilde{R}_t^{(f)}), \quad f \in \{1 \text{ cola, } 2 \text{ colas}\}$$

- **Filtro de Hamilton** (AR(4), [Hamilton \(2017\)](#)):

$$\ln(R_t) = \beta_0 + \sum_{j=1}^4 \beta_j \ln(R_{t-j}) + \varepsilon_t$$

La brecha es:

$$\text{Brecha}_t^{(H)} = \ln(R_t) - \left(\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^4 \hat{\beta}_j \ln(R_{t-j}) \right)$$

Modelo semiestructural (filtro multivariado):

Para aislar la componente cíclica del crédito a partir de sus fundamentos macroeconómicos se emplea un modelo semiestructural calibrado para Nicaragua. En este esquema, la brecha del crédito ($\text{Brecha}_t^{\text{semi}}$) depende de su propia inercia, del ciclo del PIB y de la brecha en la tasa de interés real, según la relación:

$$\text{Brecha}_t^{\text{semi}} = \theta_c \text{Brecha}_{t-1}^{\text{semi}} + \theta_y Y_{t-1}^{\text{brecha}} + \theta_r RR_{t-1}^{\text{brecha}} + \varepsilon_t^{\text{semi}}.$$

En esta expresión, θ_c mide la persistencia propia de la brecha, θ_y recoge la sensibilidad al ciclo del producto y θ_r captura el impacto del costo real del crédito. Los detalles completos de la especificación, la calibración de parámetros y el procedimiento de estimación se presentan en la Sección A.1 del Anexo.

3.3.2. Detección de *booms* (criterio *Mendoza-Terrones*)

Sea $\text{Brecha}_t^{(f)}$ la brecha obtenida con el filtro $f \in \{1s, 2s, H, \text{semi}\}$ y $\sigma^{(f)}$ su desviación estándar histórica. Un trimestre se clasifica como parte de un *boom* cuando

$$\text{Brecha}_t^{(f)} \geq \phi \sigma^{(f)}, \quad \phi = 1,75.$$

Agrupando los trimestres contiguos que cumplen esa condición (al menos cuatro seguidos), el fechado se define así:

1. **Pico** (\hat{t}): trimestre con la mayor diferencia $\text{Brecha}_t^{(f)} - \phi \sigma^{(f)}$ dentro del bloque.

2. **Inicio** (t^s): primer trimestre del bloque, es decir, cuando la brecha traspasa el umbral $\phi\sigma^{(f)}$ viniendo desde abajo.
3. **Final** (t^e): primer trimestre posterior al pico en que la brecha vuelve a situarse por debajo del umbral $\phi\sigma^{(f)}$.

La duración del *boom* se calcula como $t^e - t^s$.

3.3.3. Metodología alternativa (MS-VECM)

A diferencia de lo propuesta por el criterio de Mendoza-Terrones, esta metodología no utiliza directamente el ciclo del crédito para identificar los *booms*. Basada en [Utari et al. \(2012\)](#), esta propuesta integra un modelo de corrección de errores vectorial (VECM, por sus siglas en inglés) con un esquema *Markov-Switching* para distinguir los distintos regímenes de crecimiento del crédito. Su principal ventaja es que identifica los *booms* de forma endógena, sin requerir el cálculo previo del ciclo del crédito ni la aplicación del umbral de [Mendoza & Terrones \(2008\)](#).

Especificación del modelo VECM lineal: Se consideran variables integradas de orden uno ($I(1)$): crédito real ($\log C_t$), PIB real ($\log Y_t$), inflación anualizada (π_t^{ann}) y tasa de interés activa en dólares (i_t). Estas se agrupan en el vector endógeno:

$$\mathbf{y}_t = \begin{bmatrix} \log C_t \\ \log Y_t \\ \pi_t^{ann} \\ i_t \end{bmatrix}$$

El modelo VECM se especifica como:

$$\Delta \mathbf{y}_t = \alpha \beta' \mathbf{y}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta \mathbf{y}_{t-i} + \mathbf{c} + \varepsilon_t$$

donde $\alpha \beta' \mathbf{y}_{t-1}$ es el término de corrección del error (ECT), que mide el desvío con respecto al equilibrio de largo plazo entre las variables macroeconómicas consideradas.

Modelo Markov-Switching (MSIA(3)ARX(0)): Sobre la base del VECM estimado, se modela el crecimiento trimestral del crédito real mediante una estructura Markov-Switching con tres regímenes:

$$\Delta \log(\text{Crédito real}_t) = \mu_{S_t} + \beta_1 \Delta \log(Y_t) + \beta_2 \Delta \pi_t^{ann} + \beta_3 \Delta i_t + \beta_4 ECT_t + \varepsilon_t$$

donde S_t sigue una cadena de Markov con tres estados. La matriz de transición asociada se define como:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix}, \quad p_{ij} = P(S_t = j \mid S_{t-1} = i).$$

Identificación y fechado de *booms*: Los regímenes se clasifican según la media condicional (μ_{S_t}) como “bajo” (contracción), “moderado” (óptimo) y “alto” (*boom*). Un episodio de *boom* se identifica cuando la probabilidad filtrada del régimen “alto” excede el 50 %.

3.4. Robustez y validación

Para asegurar la robustez de los resultados obtenidos, se realizaron diversas pruebas adicionales. En primer lugar, se aplicó la misma metodología para identificar ciclos sectoriales del crédito, considerando separadamente los créditos personales, comerciales e industriales. Este análisis permite detectar posibles episodios específicos de expansión crediticia que pueden ocurrir únicamente en ciertos sectores económicos y que no necesariamente son visibles en la serie agregada del crédito total.

Asimismo, se realizaron análisis alternativos empleando una medida adicional: el ratio crédito-población siguiendo la recomendación de [Mendoza & Terrones \(2008\)](#), definido como:

$$R_t^{\text{pob}} = \frac{C_t}{\text{POB}_t} \times 100$$

Esta medida podría presentar diferencias frente al ratio crédito-PIB, especialmente durante períodos de crisis económica en los cuales una disminución en el PIB podría generar un aumento artificial del ratio crédito-PIB, aunque el crédito no se esté expandiendo.

Finalmente, mediante el modelo semiestructural estimado para la economía nicaragüense, se realizó una descomposición histórica de la serie de la brecha del crédito, permitiendo un análisis de los factores subyacentes que impulsan los episodios identificados como *booms*. Este análisis facilita una evaluación más precisa sobre la naturaleza de estos períodos expansivos, permitiendo distinguir claramente entre crecimientos justificables por fundamentos económicos sólidos y aquellos que podrían considerarse *booms* crediticios con potenciales riesgos para la estabilidad económica.

4. Resultados

Los resultados se presentan por niveles de desagregación, partiendo de la idea de que el crédito puede reaccionar de forma desigual según el método de ciclo empleado y el segmento atendido. Primero se examina el crédito total, aplicando los distintos filtros, el modelo semiestructural y el esquema Markov-Switching para fechar episodios de auge; luego se repite el ejercicio para los créditos personal, comercial e industrial, a fin de contrastar si los *booms* son generalizados o responden a dinámicas propias de cada sector. Finalmente, se enlazan ambos análisis con la descomposición histórica del ciclo. De este modo, se obtiene una visión integral de las expansiones y contracciones del crédito en Nicaragua.

4.1. Análisis de los resultados de identificación de *booms* crediticios

La comparación entre los distintos métodos de identificación revela que la dinámica del crédito no responde a un único ciclo claramente delimitado, sino a varios episodios cuya identificación depende de la forma en que cada técnica interpreta las variaciones del agregado. En particular, emerge con claridad la presencia de *dos* fases de auge a nivel agregado: un primer *boom* entre 2005 y 2008 y un segundo entre 2015 y 2018. Mientras el filtro HP unilateral no detecta *booms* en el período analizado, su versión bilateral y el filtro de Hamilton coinciden en identificar un auge entre 2015 y 2018, aunque con diferencias menores en las fechas exactas de inicio y finalización.

A su vez, el modelo semiestructural no solo confirma dicho episodio reciente, sino que también reconoce un *boom* entre 2005 y 2008, lo que coincide con la

expansión posterior a la reforma financiera documentada en la literatura, mientras que el modelo Markov-Switching clasifica como régimen de alta expansión buena parte del período 2003–2007. Estos resultados, resumidos en la Tabla 1, muestran que cada metodología enfatiza distintos elementos de la trayectoria del crédito, generando interpretaciones matizadas del ciclo.

La coincidencia parcial de fechas entre los métodos es relevante, pero no suficiente para concluir que el crédito atravesaba un boom en términos de vulnerabilidad financiera. Una expansión acelerada puede ser consistente con mejoras en la capacidad económica y en la profundización del sistema financiero, sin necesariamente constituir un foco de riesgo. Por ello, la clasificación del período requiere evaluar si el crecimiento del crédito estuvo respaldado por fundamentos sólidos o si respondió a factores transitorios, cambios institucionales, incentivos distorsionados o shocks externos que pudieran implicar desequilibrios.

Asimismo, la identificación de un final de boom hacia finales de 2018 en algunos modelos no debe interpretarse como evidencia de altas tasas de crecimiento en ese momento. Lo que estos métodos capturan es el elevado nivel acumulado del ratio Crédito/PIB previo a los eventos sociopolíticos de 2018. Tras dicho shock, el crédito se desacelera de forma clara; sin embargo, la caída no es lo suficientemente profunda como para revertir de inmediato el nivel alcanzado, razón por la cual el indicador permanece por encima de los umbrales utilizados para definir un boom. Una interpretación análoga aplica al episodio de 2005–2008: el cierre del auge coincide con el inicio de la crisis financiera internacional, cuando el flujo de crédito ya se encuentra en fase de desaceleración, pero el nivel del ratio sigue reflejando la expansión acumulada en los años previos. En ambos casos, la persistencia del exceso relativo proviene de la inercia del crecimiento previo, más que de una expansión adicional.

Dentro de este ejercicio comparativo, destaca el filtro de Hamilton por ser más sensible a cambios recientes en la dinámica del crédito. Al reaccionar con mayor rapidez ante variaciones en la tendencia, identifica los quiebres con menor desfase y ubica el cierre de los booms de forma más cercana al momento en que se producen los shocks, tanto en la fase posterior a las reformas de mediados de los 2000 como en el episodio de 2015–2018.

TABLA 1: Identificación de *booms* crediticios según diferentes métodos de cálculo del ciclo del crédito total

Método de cálculo del ciclo	Booms	Inicio	Final	Duración (trimestres)
Filtro HP (unilateral)	No	—	—	—
Filtro HP (bilateral)	Sí	Sep-2015	Dic-2018	13
Filtro de Hamilton	Sí	Mar-2016	Sep-2018	10
Modelo semiestructural	Sí	Dic-2005	Sep-2008	11
	Sí	Dic-2015	Dic-2018	12
Modelo Markov-Switching	Sí	Dic-2003	Mar-2007	13
	Sí	Mar-2012	Jun-2012	1

Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.

Por su parte, las tasas medias de crecimiento anual del crédito real correspondientes a cada régimen identificado por el modelo Markov-Switching (véase Tabla 2) destacan lo siguiente:

- El régimen identificado como boom en el modelo Markov-Switching presenta un crecimiento anual promedio del crédito real de 22.7 %, lo que refleja episodios de expansión. Tasas de crecimiento comparables o superiores a este umbral también se observaron en diversos trimestres del ciclo previo a 2008 y durante la fase expansiva de 2015–2018, aunque con diferencias en duración y composición sectorial.
- En contraste, los períodos clasificados como contracción muestran disminuciones significativas, lo que subraya la marcada prociclicidad del crédito nicaragüense bajo este enfoque.

Estos resultados cuantifican la diferencia entre fases expansivas y contractivas, ilustrando la naturaleza procíclica y volátil del crédito nicaragüense.

TABLA 2: Media de la tasa de crecimiento del crédito según régimen identificado por el modelo Markov-Switching

Régimen	Crecimiento medio (% anual)
Óptimo	10.05
<i>Boom</i>	22.66
Contracción	-6.67

Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones *Markov-Switching*.

La identificación sectorial muestra que, además del auge reciente (2015–2018), varios segmentos también registraron expansiones significativas durante la fase previa de 2005–2008, especialmente en el crédito personal, donde los filtros estadísticos detectan un ciclo claramente expansivo en 2007–2008. En contraste, el boom más reciente se manifiesta con mayor intensidad y sincronización en los créditos comercial y personal, mientras que la industria exhibe ciclos expansivos más breves o menos definidos en ambos episodios. El auge de 2015–2018 culmina cuando el crédito empieza a desacelerarse tras un nivel de expansión acumulado excepcionalmente alto, mientras que en el episodio de mediados de los 2000 el cierre coincide con la desaceleración inducida por la crisis financiera internacional.

Entre los distintos segmentos, el filtro HP unilateral detecta con menor claridad estos episodios, mientras que el HP bilateral y el filtro de Hamilton capturan booms consistentes con el comportamiento agregado en ambas fases. Esto sugiere que los aumentos del crédito tienden a ser generalizados, aunque con diferencias en su magnitud, en el momento en que cada sector alcanza su punto máximo y en la intensidad relativa de los dos episodios (véase Tabla 3).

TABLA 3: Identificación de *booms* crediticios según diferentes métodos de cálculo del ciclo del crédito sectorial

Método de cálculo del ciclo	Booms	Inicio	Final	Duración (trimestres)
Crédito Personal				
Filtro HP (unilateral)	No	–	–	–
Filtro HP (bilateral)	Sí	Mar-2007	Sep-2008	6
	Sí	Jun-2016	Sep-2018	9
Filtro de Hamilton	Sí	Sep-2016	Jun-2018	7
Crédito Comercial				
Filtro HP (unilateral)	No	–	–	–
Filtro HP (bilateral)	Sí	Sep-2015	Dic-2018	13
Filtro de Hamilton	Sí	Jun-2016	Jun-2018	8
Crédito Industrial				
Filtro HP (unilateral)	No	–	–	–
Filtro HP (bilateral)	Sí	Mar-2017	Sep-2018	6
Filtro de Hamilton	Sí	Mar-2012	Dic-2013	7

Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.

4.2. Análisis de la descomposición histórica del ciclo del crédito

En la descomposición histórica de la brecha del crédito total en Nicaragua, obtenida a partir del modelo semiestructural, cada barra apilada refleja la contribución de diversos factores macroeconómicos y financieros a las fluctuaciones del ciclo crediticio.

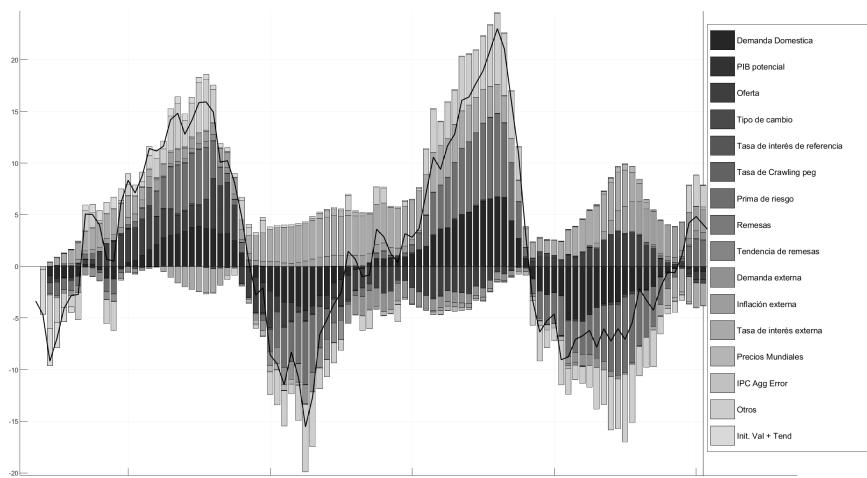
Principales hallazgos:

- La evidencia sugiere que los episodios de auge crediticio en Nicaragua han sido marcadamente **procíclicos**, con un claro predominio de la *demanda doméstica* como motor principal de las expansiones. El

comportamiento de la brecha muestra que, durante los *booms*, la suma de los factores internos supera ampliamente el promedio histórico, lo que resalta la sensibilidad del crédito ante el dinamismo económico interno y las condiciones de confianza.

- Junto a la demanda, la *oferta* y la *prima de riesgo* también han contribuido, aunque su influencia varía a lo largo del tiempo. La oferta explica parte de la expansión en ciertos períodos, mientras que la prima de riesgo influye en la magnitud tanto de los auge como las fases contractivas.
- Los factores externos —como *tasas de interés internacionales*, *precios mundiales*, e *inflación externa*— y elementos como las *remesas* suelen tener un efecto menos persistente o de menor magnitud sobre el ciclo del crédito, aunque pueden amplificar las fases de ajuste en entornos de alta volatilidad internacional.
- En los episodios de contracción, destaca el giro negativo de la demanda doméstica y el deterioro en la percepción de riesgo, que explican la mayor parte de la reducción en la brecha crediticia, mientras que el resto de los factores refuerza, pero rara vez lidera, las disminuciones.

FIGURA 3: Descomposición histórica de la brecha del crédito utilizando el modelo semiestructural



Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones del modelo semiestructural.

La descomposición histórica permite entender por qué los *booms* crediticios identificados mediante diferentes metodologías coinciden con períodos donde el crédito crece más allá de sus fundamentos sostenibles, liderado casi siempre por la demanda interna y condiciones de riesgo favorables. Asimismo, en las fases contractivas, la reversión de estos factores internos explica el ajuste, en mayor medida que los factores externos o residuales.

5. Conclusiones

El análisis multimétodo realizado sugiere que, en el periodo 2002-2025, el crédito en Nicaragua ha experimentado dos episodios relevantes de expansión acelerada. El primero ocurrió entre finales de 2005 y mediados de 2008, vinculado a la fase de profundización financiera observada en los años posteriores a las reformas financieras de inicios de los 2000. Este episodio es identificado como boom por el modelo semiestructural, y sus características son coherentes con el régimen de alta expansión que el modelo Markov-Switching asigna a buena parte del período 2003–2007. El segundo episodio, más reciente y de mayor amplitud sectorial, correspondió a la fase comprendida entre finales de 2015 y mediados de 2018. En este caso, el filtro HP bilateral, el filtro de Hamilton y el modelo semiestructural coinciden en clasificarlo como un boom, mientras que el filtro HP unilateral no lo detecta.

La evidencia sectorial complementa este diagnóstico. Durante el episodio de 2015–2018, los segmentos comercial y personal mostraron las tasas de expansión más elevadas, mientras que el segmento industrial registró incrementos más moderados y acotados en el tiempo. En el episodio de 2005–2008, en cambio, el dinamismo se concentró en un número menor de segmentos, destacando el crédito personal. Esto sugiere que la reacción del crédito ante cambios macroeconómicos no es homogénea entre sectores, no obstante, el crédito personal estuvo presente en ambos auges identificados.

El análisis de la composición del ciclo crediticio muestra que, en ambos episodios, la expansión se explica principalmente por factores internos asociados al dinamismo de la actividad y a condiciones financieras favorables, mientras que los factores externos actuaron como elementos complementarios o amplificadores. En las fases contractivas, el ajuste suele estar relacionado con variaciones cíclicas de la actividad y con cambios en el entorno financiero, lo que coincide con la evidencia internacional sobre la prociclicidad del crédito.

Desde una perspectiva macroprudencial, los resultados indican que las brechas de crédito pueden servir como uno de varios insumos para el seguimiento de condiciones financieras y para la valoración gradual de instrumentos contracíclicos, reconociendo que su interpretación depende del contexto y de la estructura del sistema financiero. La heterogeneidad sectorial también muestra que la evaluación del ciclo del crédito se beneficia de considerar no solo el comportamiento agregado, sino también las diferencias entre segmentos.

En conjunto, el crédito en Nicaragua exhibe un comportamiento procíclico, con episodios destacados de expansión entre 2005–2008 y 2015–2018, y con ajustes rápidos cuando surgen choques adversos. Los resultados no implican recomendaciones inmediatas, pero sí aportan evidencia útil para continuar perfeccionando las herramientas analíticas que permiten monitorear y evaluar la evolución del crédito en un marco macroprudencial.

Referencias

- Andrle, M., Garcia-Saltos, R. & Ho, G. (2014), A model-based analysis of spillovers: The case of poland and the euro area, IMF Working Paper 14/186, International Monetary Fund.
- Arena, M., Bouza, S., Dabla-Norris, E., Gerling, K. & Njie, L. (2012), What drives credit booms in low-income countries?, IMF Working Paper 12/15, International Monetary Fund.
- Arena, M., Bouza, S., Dabla-Norris, E., Gerling, K. & Njie, L. (2015), Credit booms and macroeconomic dynamics: Stylized facts and lessons for low-income countries, IMF Working Paper 15/11, International Monetary Fund.
- Baba, C., Dell'Erba, S., Detragiache, E., Harrison, O., Mineshima, A., Musayev, A. & Shahmoradi, A. (2020), How should credit gaps be measured? an application to european countries, IMF Working Paper WP/20/6, International Monetary Fund.
- Barajas, A., Dell'Ariccia, G. & Levchenko, A. (2005), Credit booms: The good, the bad, and the ugly, IMF Working Paper 05/150, International Monetary Fund.
- Barajas, A., Dell'Ariccia, G. & Levchenko, A. (2009), ‘Credit booms: The good, the bad, and the ugly’, *IMF Research Bulletin* **10**(2), 1–5.
- Basel Committee on Banking Supervision (2010), Guidance for national authorities operating the countercyclical capital buffer, Technical Report BCBS 187, Bank for International Settlements.
URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs187.pdf>
- Bejarano Chavarría, C. (2023), Shocks de oferta de crédito en nicaragua, Documento de Trabajo DT-091, Banco Central de Nicaragua. Serie de Documentos de Trabajo del Banco Central de Nicaragua.
- Benes, J., Clinton, K., Garcia-Saltos, R., Johnson, M., Laxton, D., Manchev, P. & Matheson, T. (2010), Estimating potential output with a multivariate filter, IMF Working Paper 10/285, International Monetary Fund.
- Borio, C. & Drehmann, M. (2009), ‘Assessing the risk of banking crises—revisited’, *BIS Quarterly Review* pp. 29–46.

- Borio, C. & Lowe, P. (2002), 'Assessing the risk of banking crises', *BIS Quarterly Review* pp. 43–54.
- Calderón, C. & Kubota, M. (2012), Sudden stops: Do global factors matter?, Policy Research Working Paper 6260, World Bank.
- Cottarelli, C., Dell'Ariccia, G. & Vladkova-Hollar, I. (2003), Early birds, late risers, and sleeping beauties: Bank credit growth to the private sector in central and eastern europe and in the balkans, IMF Working Paper 03/213, International Monetary Fund.
- Decressin, J. & Terrones, M. (2011), 'Credit booms—is the party over?', *IMF World Economic Outlook* .
- Dell'Ariccia, G., Igan, D., Laeven, L., Tong, H., Bakker, B. & Vandenbussche, J. (2012), Policies for macrofinancial stability: How to deal with credit booms, IMF Staff Discussion Note SDN/12/06, International Monetary Fund.
- Elekdag, S. & Wu, Y. (2011), 'Rapid credit growth: Boon or boom–bust?', (11/241).
- Fund, I. M. (2004), Are credit booms in emerging markets a concern?, Technical report, World Economic Outlook, April 2004.
- Gorton, G. & Ordoñez, G. (2016), Good booms, bad booms, NBER Working Paper 22008, National Bureau of Economic Research.
- Gourinchas, P., Valdés, R. & Landerretche, O. (2001), 'Lending booms: Latin america and the world', *Economía* 1(2), 47–99.
- Hamilton, J. D. (2017), Why you should never use the hodrick–prescott filter, Technical Report Working Paper 23429, National Bureau of Economic Research.
- URL:** https://www.nber.org/system/files/working_papers/w23429/w23429.pdf
- Hilbers, P., Otker-Robe, I., Pazarbasioglu, C. & Johnsen, G. (2005), Assessing and managing rapid credit growth and the role of supervisory and prudential policies, IMF Working Paper 05/151, International Monetary Fund.
- Hodrick, R. & Prescott, E. C. (1997), 'Postwar u.s. business cycles: An empirical investigation', *Journal of Money, Credit, and Banking* 29(1).
- Jiménez, G. & Saurina, J. (2006), 'Credit cycles, credit risk, and prudential regulation', *International Journal of Central Banking* 2(2), 65–98.

- Lahura, E., Chang, G. & Salazar, O. (2013), Identificación de episodios de auge crediticio: Una propuesta metodológica con fundamentos económicos, Documento de Trabajo 2013-011, Banco Central de Reserva del Perú.
- Levine, R. (2005), Finance and growth: Theory and evidence, in P. Aghion & S. Durlauf, eds, 'Handbook of Economic Growth', Elsevier, pp. 865–934.
- Maria, J. R. (2016), 'Portugal: Trends, cycles, and instability in output and unemployment over 2008–2012', *Economic Studies* **II**(3).
- Mendoza, E. G. & Terrones, M. E. (2008), An anatomy of credit booms: Evidence from macro aggregates and micro data, Technical Report Working Paper 14049, National Bureau of Economic Research.
- URL:** <https://www.nber.org/papers/w14049>
- Mendoza, E. & Terrones, M. (2012), An anatomy of credit booms and their demise, NBER Working Paper 18379, National Bureau of Economic Research.
- Mitra, S., Mitra, P. & Opel, A. (2011), What explains credit growth in emerging europe?, IMF Working Paper 11/247, International Monetary Fund.
- Müller, K. & Verner, E. (2023), Credit allocation and macroeconomic fluctuations, NBER Working Paper 31420, National Bureau of Economic Research.
- Ottens, D., Bálint, M. & Hilbers, P. (2005), The timing and pace of booms and busts: The role of credit, IMF Working Paper 05/121, International Monetary Fund.
- Saurina, J., Trucharte, C. & Vidal, M. (2008), 'Multiple lending and loan sizes: The role of intermediation', *Journal of Financial Stability* **4**(4), 324–341.
- Schularick, M. & Taylor, A. M. (2012), 'Credit booms gone bust: Monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870–2008', *American Economic Review* **102**(2), 1029–1061.
- Seidler, J. & Gersl, A. (2012), Excessive credit growth and countercyclical capital buffers in basel iii: Evidence from central and eastern europe, Working Paper 10/2012, Czech National Bank.
- Terrones, M. (2004), 'Are credit booms in emerging markets a concern?', *World Economic Outlook* pp. 148–166.

Urbina, J. (2015), ‘Crecimiento del crédito en nicaragua, ¿crecimiento natural o boom crediticio?’.

Utari, G. A. D., Arimurti, T. & Kurnia, I. N. (2012), ‘Optimal credit growth’, *Bulletin of Monetary Economics and Banking* **15**(2), 3–34.

URL: <https://bulletin.bmeb-bi.org/bmeb/vol15/iss2/4>

A. Anexos

TABLA A1: Identificación de *booms* crediticios usando el ratio crédito/población como prueba de robustez

Método de cálculo	Booms	Inicio	Final	Duración (trimestres)
Crédito Total				
Filtro HP (unilateral)	No	—	—	—
Filtro HP (bilateral)	Sí	Sep-2015	Dic-2018	13
Filtro de Hamilton	No	—	—	—
Crédito Personal				
Filtro HP (unilateral)	No	—	—	—
Filtro HP (bilateral)	Sí	Mar-2016	Dic-2018	11
Filtro de Hamilton	Sí	Mar-2016	Mar-2018	8
	Sí	Dic-2023	Dic-2024	4
Crédito Comercial				
Filtro HP (unilateral)	No	—	—	—
Filtro HP (bilateral)	Sí	Sep-2015	Dic-2018	13
Filtro de Hamilton	No	—	—	—
Crédito Industrial				
Filtro HP (unilateral)	No	—	—	—
Filtro HP (bilateral)	Sí	Mar-2015	Sep-2018	14
Filtro de Hamilton	No	—	—	—

Nota: El ciclo se calcula usando el ratio crédito/población.

Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.

A.1. Modelo Semiestructural para el cálculo de la Brecha de Crédito

Esta sección presenta un resumen de la metodología empleada para calcular la brecha crediticia dentro de un modelo semi-estructural aplicado a la economía nicaragüense¹. Se destacan las ecuaciones clave que describen la dinámica del crédito, diferenciando entre su componente de tendencia y su componente cíclico o brecha, junto con otras ecuaciones macroeconómicas relevantes que aportan contexto al análisis. El objetivo es estimar el ciclo del crédito mediante el uso del filtro de Kalman, apoyándose en el modelo y las variables observadas correspondientes.

La variable principal es el crédito real en términos logarítmicos ($\ln C_t$), descompuesto en su tendencia (C_t^{tnd}) y su brecha (C_t^{brecha}), como sigue:

$$\ln C_t = C_t^{tnd} + C_t^{brecha} \quad (5)$$

La tendencia del crédito sigue un proceso de caminata aleatoria con deriva:

$$C_t^{tnd} = C_{t-1}^{tnd} + \Delta C_t^{tnd} + \varepsilon_t^{C^{tnd}} \quad (6)$$

La tasa de crecimiento tendencial del crédito (ΔC_t^{tnd}) se modela como un proceso autoregresivo de primer orden (AR(1)):

$$\Delta C_t^{tnd} = \rho_{cred} \Delta C_{t-1}^{tnd} + (1 - \rho_{cred}) ss_{\Delta C_t^{tnd}} + \varepsilon_t^{\Delta C^{tnd}} \quad (7)$$

¹La estimación de la brecha de crédito que se presenta en este documento utiliza un modelo semiestructural construido a partir de una *versión modificada* de un modelo semi estructural para Nicaragua elaborado por la División de Estudios Económicos del Banco Central de Nicaragua, el cual aún se encuentra en fase de finalización. Las modificaciones persiguen alinear el resto de supuestos macroeconómicos con el juicio experto empleado en dicho modelo. Sin embargo, los resultados aquí obtenidos (i) no reproducen ni deben considerarse equivalentes a los que genera el modelo original y (ii) no representan la posición institucional. Toda la responsabilidad sobre las estimaciones y conclusiones recae exclusivamente en los autores.

La brecha del crédito se especifica como un modelo Autorregresivo Distribuido Rezagado (ARDL), siguiendo la metodología de [Baba et al. \(2020\)](#), en función del ciclo del producto (Y_t^{brecha}), la propia brecha del crédito rezagada y la brecha en la tasa de interés real (RR_t^{brecha}):

$$C_t^{brecha} = \theta_c C_{t-1}^{brecha} + \theta_y Y_{t-1}^{brecha} + \theta_r RR_{t-1}^{brecha} + \varepsilon_t^{C^{brecha}} \quad (8)$$

Las perturbaciones ($\varepsilon_t^{C^{tna}}$, $\varepsilon_t^{\Delta C^{tna}}$ y $\varepsilon_t^{C^{brecha}}$) representan choques exógenos independientes e idénticamente distribuidos, con media cero y varianza constante.

A continuacion se hace una breve descripcion del resto de bloques del modelo semiestructural en especial lo relevante para el calculo de la brecha del credito:

Demanda agregada e IS. La brecha del PIB (Y_t^{brecha}) obedece a una ecuación IS híbrida que combina inercia, expectativas un paso adelante y el índice de condiciones monetarias MCI_t . Además, incorpora choques externos —brecha del PIB mundial, remesas y precios de materias primas— más un *shock* de demanda persistente.

Curvas de Phillips y formación de precios. Las inflaciones parciales (núcleo, alimentos volátiles y energía) siguen curvas de Phillips forward–backward donde los costos marginales dependen de la brecha del producto y del tipo de cambio real. Su agregación, ponderada, determina la inflación total π_t que alimenta las expectativas y la tasa real.

Tipo de cambio. El nominal S_t presenta una senda de *crawling-peg* (tendencia) y un gap dinámico influido por un objetivo cambiario interno y las remesas. El tipo de cambio real Z_t —restando precios internos— transmite depreciaciones a los costos marginales y al MCI_t .

Política monetaria. La tasa nominal doméstica R_t responde a la tasa externa, a la prima de riesgo soberano y al objetivo cambiario ($E_t \Delta S_{t+1}$). Restando la inflación esperada se obtiene la tasa real, cuya brecha entra en el MCI_t y en el ARDL de crédito.

Prima de riesgo y remesas. Ambos se descomponen en tendencia AR(1) más brecha. La prima influye directamente en la tasa nominal; las remesas afectan la demanda y el tipo de cambio nominal.

Bloque externo. El crecimiento de los socios, la inflación externa, la tasa FED y los precios internacionales siguen procesos AR(1) con *shocks*. Estas series determinan el entorno de precios, la paridad de tasas y buena parte de los impulsos exógenos del modelo.

Con estas interacciones, los choques externos modifican primero la demanda agregada y los precios internacionales; ello altera la inflación esperada y la tasa real, que viaja al MCI_t . El MCI_t retroalimenta la brecha del PIB y, a través de ella y de la tasa real, se transmite al bloque de crédito descrito en la sección anterior. Este enfoque permite separar claramente los efectos estructurales de largo plazo (tendenciales) de las fluctuaciones cíclicas o brechas del crédito, relevantes para la identificación de episodios de expansión excesiva del crédito y la toma de decisiones de política monetaria y macroprudencial.

TABLA A2: Calibración del bloque de crédito

Variable	Código	Valor
Inercia de la brecha de crédito	θ_c	0.7
Sensibilidad al ciclo del PIB	θ_y	0.4
Impacto de la tasa real	θ_r	-0,4
Persistencia de la tendencia	$\rho_{\Delta C_t^{tnd}}$	0.9
Crecimiento tendencial anualizado	$ss_{\Delta C_t^{tnd}}$	10.05 %
Desv. estándar del <i>shock</i> de brecha	σ_{brecha}	0.02
Desv. estándar del <i>shock</i> de tendencia	$\sigma_{\text{tendencia}}$	0.005

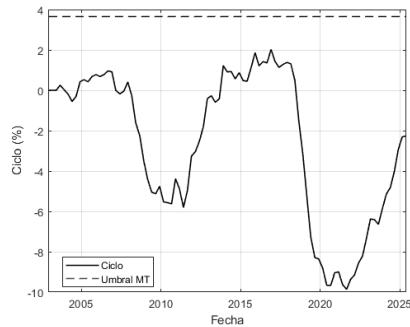
Nota: El valor del crecimiento tendencial anualizado del crédito en estado estacionario fue obtenido a partir de la estimación mediante el modelo Markov-Switching, mientras que los demás parámetros se determinaron utilizando criterio de experto.

TABLA A3: Variables Observadas del Modelo Semiestructural

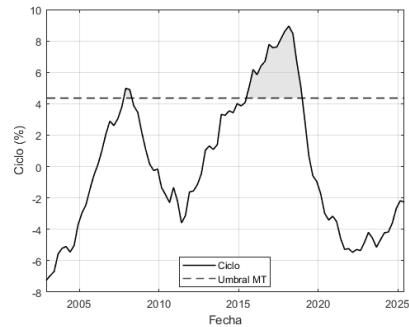
Variable Observada	Descripción
$\ln Y_t$	Logaritmo del PIB real doméstico
Y_t^{tnd}	Logaritmo del PIB potencial
$\ln S_t$	Logaritmo del tipo de cambio nominal
$\ln CPI_t$	Logaritmo del IPC total doméstico
$\ln CPI_t^{xfe}$	Logaritmo del IPC núcleo doméstico ($cpixfe_u$)
$\ln CPI_t^f$	Logaritmo del IPC alimentos volátiles doméstico
$\ln CPI_t^e$	Logaritmo del IPC energía doméstico
$\ln CPI_t^x$	Logaritmo del IPC externo
R_t^x	Tasa de interés nominal externa ajustada
$\ln P_t^{wfood}$	Logaritmo de precios internacionales de alimentos
$\ln P_t^{woil}$	Logaritmo de precios internacionales de petróleo
$\ln P_t^{wcoff}$	Logaritmo de precios internacionales de café
$\ln P_t^{wgold}$	Logaritmo de precios internacionales de oro
$\ln Y_t^x$	Logaritmo del PIB externo
$\ln REM_t$	Logaritmo de remesas reales
$\ln C_t$	Logaritmo del crédito real doméstico

Fuente: Elaboración propia en base a especificación del modelo.

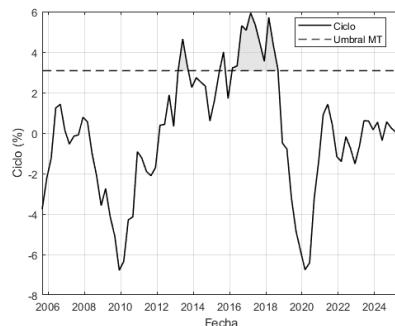
FIGURA A1: Comparación de métodos de estimación del ciclo del ratio crédito total/PIB



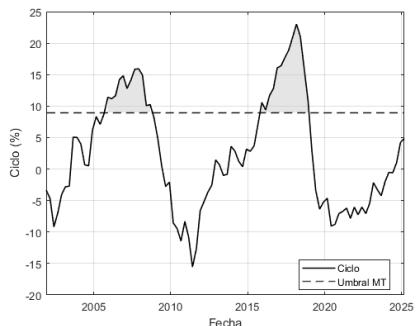
(a) Filtro HP (unilateral)



(b) Filtro HP (bilateral)



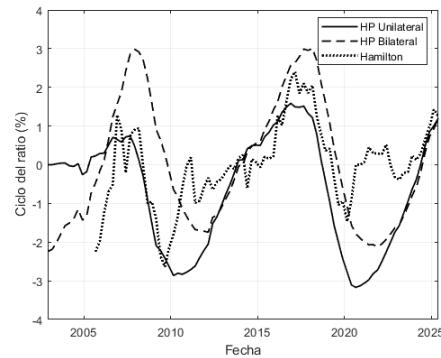
(c) Filtro de Hamilton



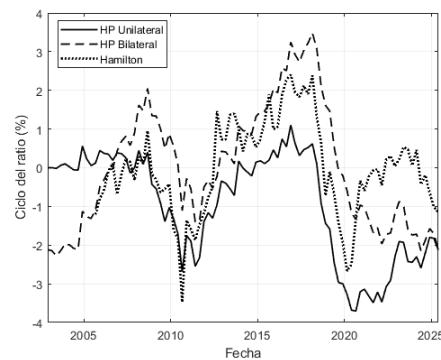
(d) Modelo semiestructural

Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.

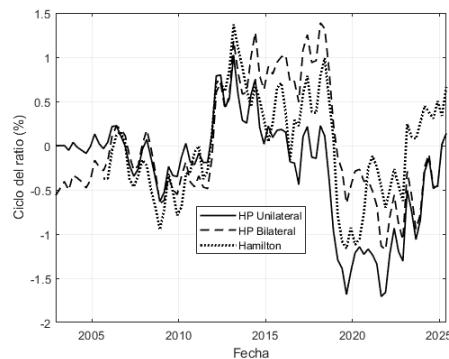
FIGURA A2: Ciclo del ratio crédito/PIB por sector: comparación de métodos (HP unilateral, HP bilateral, Hamilton)



(a) Crédito personal



(b) Crédito comercial



(c) Crédito industrial

Fuente: Elaboración propia con base en datos del BCN y SIBOIF.