

Crecimiento del crédito en Nicaragua, ¿Crecimiento natural o *boom* crediticio?

*Jilber Urbina*¹

Resumen

El *boom* de crédito, definido como un exceso de crédito sobre su tendencia de largo plazo, es un fenómeno de importancia para la creación de indicadores de detección temprana de crisis financiera, que permitan evitarla o aminorar su impacto. En esta investigación se presenta un análisis de la evolución del crédito en Nicaragua enfocado en la detección de *boom* crediticio para el periodo 1995-2014. Los resultados indican que, durante el periodo en estudio no ha habido *boom* de crédito; en su lugar, el sostenido crecimiento del crédito está en línea con el crecimiento de la economía, de esto se destaca que para diseñar indicadores para la detección temprana de crisis financiera, se deben considerar factores distintos a los posibles excesos de crédito.

Palabras claves: Boom de crédito, tendencia, ciclo, crecimiento potencial.

Código JEL: C53, E32, E44, E51.

¹El autor es Investigador Principal de la Dirección de Investigaciones Económicas. Para comentarios comunicarse con el autor a jurbinac@bcn.gob.ni.

El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad del autor y no representa la posición oficial del BCN.

1. Introducción

El objetivo de esta investigación es realizar un análisis sobre la evolución del crédito en Nicaragua enfocado en la detección de posibles *booms* crediticio para el periodo 1995-2014, esto enriquecería el análisis y desarrollo de indicadores para seguimiento del crédito que permitan la detección temprana de riesgos de crisis financiera.

Lo anterior sería posible, porque el análisis detallado de la evolución del crédito permitiría tener una señal temprana cuando se observen crecimientos del crédito que difieran de su tendencia de largo plazo y que, en ciertos escenarios, podrían atentar contra la estabilidad financiera y transmitirse a la economía real (por ejemplo, al empujar la demanda interna por encima del producto potencial²), especialmente cuando dichas expansiones se concentran en carteras de baja calidad crediticia y son acompañadas por un crecimiento anormal de los precios de determinados activos.

Con base en lo anterior, en este estudio se aplican dos enfoques para modelar el comportamiento del crédito e identificar potenciales *booms* crediticios: el filtro de Hodrick y Prescott (1997) y el procedimiento *Bayesian Model Averaging* (BMA) presentado en Guarín et ál. (2012).

La manera de modelar el *boom* dependerá de la forma en cómo éste sea definido; por ejemplo, si se define como un exceso de préstamos por encima de su tendencia de largo plazo (Guarín et ál., 2012; Kaminsky y Reinhart, 1999), entonces el filtro Hodrick-Prescott (HP) será una técnica adecuada para tal medición. Sin embargo, dadas las limitaciones y el carácter atóxico del filtro, se procederá a tomar en cuenta la técnica propuesta por Guarín et ál. (2012), quienes, basados en Mendoza y Terrones (2008), desarrollan un modelo de detección de *boom* crediticio tomando en cuenta el desempeño de

²Urbina (2015) presenta una serie de estimaciones del producto potencial para Nicaragua.

los agregados económicos, de manera que este modelo incorpora la teoría económica en su construcción econométrica.

Siguiendo a Guarín et ál. (2012), la construcción del indicador propuesto consta de dos elementos. El primero define un umbral a partir del cual se determinará si existe o no *boom* de crédito; una vez establecido dicho umbral, se considera el segundo componente del modelo, consistente en establecer un mecanismo de predicción sobre la probabilidad de superar dicho umbral.³ Tal mecanismo indicará la probabilidad de estar en *boom* en el momento $t + h$ para $h \geq 0$ basado en la información disponible hasta el momento t . Es decir, se busca estimar $P(y_{t+h} > \tau | \mathfrak{S}_t)$, siendo y_{t+h} la variable respuesta pronosticada h períodos de t , τ denota el umbral y \mathfrak{S}_t es el conjunto de información disponible hasta t . En esta metodología se permite que la variable latente, y_t^* , cambie conforme se cambia la especificación del modelo; sin embargo, eso no tiene por qué ser la única fuente de variación para y_t^* , ésta puede cambiar debido a que hubo una ruptura estructural en la serie inobservada producto de la influencia de factores económicos observables.

Según los resultados de esta investigación, se puede afirmar que en Nicaragua, pese a haber sufrido una crisis financiera, no ha habido *boom* de crédito durante el periodo 1995-2014.⁴ Este resultado está en línea con los resultados de Urbina (2015) quien encontró que durante el periodo 2000-2014, la economía nicaragüense creció de forma sostenida sin mostrar señales de sobrecalentamiento. Ese resultado es relevante, porque el *boom*, además de anteceder una crisis financiera, es la principal consecuencia de desviaciones del producto efectivo respecto al potencial, dando como resultado un sobrecalentamiento de la economía. De esta manera, los resultados de esta investigación son complementarios a los de Urbina (2015), ya que al no haber *boom* se respalda el hallazgo del crecimiento sostenido al mismo nivel del crecimiento del producto potencial.

³En este sentido el *boom* crediticio es definido como un exceso de crédito, el cual sucede cuando el valor resultante del modelo supere el umbral estimado.

⁴La serie analizada va desde enero 1995 a junio 2014.

El resto del estudio se estructura de la siguiente manera: en la sección 2 se exponen las metodologías empleadas para la estimación; en la sección 3, se discuten los datos y se presentan los resultados obtenidos, mientras que las conclusiones están en la sección 4.

2. Metodología

Para la estimación de $P(y_{t+h} > \tau | \mathfrak{S}_t)$ se utiliza el enfoque sugerido por Guarín et ál. (2012) aplicando el BMA a un conjunto de estimaciones logísticas. No obstante, también se incluye una estimación utilizando el filtro HP, con el fin de tener un punto de referencia para evaluar el desempeño de las predicciones basadas en modelos atóricos contra aquellas que incorporan fundamentos económicos para asociar las variables en un esquema econométrico.

2.1. Filtro Hodrick-Prescott

El filtro HP parte de la idea que una serie de tiempo, y_t , está compuesta por un componente de crecimiento (tendencia) g_t y un componente cíclico c_t tal que:⁵

$$y_t = g_t + c_t \quad \text{para } t = 1, 2, \dots, T, \quad (1)$$

donde el componente g_t sigue una trayectoria suavizada por el parámetro λ , en tanto que c_t representa las desviaciones de y_t respecto a g_t . Según esta estructuración, Hodrick y Prescott (1997) sugieren optimizar una función que permita descomponer y_t en los dos componentes antes mencionados:

$$\text{Min}_{\{g_t\}_{t=1}^T} \left\{ \sum_{t=1}^T c_t^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(1-L)^2 g_t]^2 \right\}, \quad (2)$$

⁵En este estudio se utilizará la notación empleada en Hodrick y Prescott (1997).

donde, L es el operador de retardos; $c_t = y_t - g_t$, es obtenido de forma residual y el parámetro de suavizado λ penaliza la variabilidad del componente de crecimiento de la serie (g_t), este parámetro determina cuán suave será la tendencia.⁶

Determinar el valor de λ es crucial para la estimación del componente de tendencia. En investigaciones aplicadas, lo usual es que los investigadores sigan a Hodrick y Prescott (1997) fijando valores de λ en 129,600; 1,600 y 6 para datos mensuales, trimestrales y anuales, respectivamente. La selección del valor para λ ha sido criticada en la literatura empírica (Ravn y Uhlig, 2002; Canova, 1994; Cogley y Nason, 1995; Baxter y King, 1999); sin embargo, existe un acuerdo generalizado para el uso de $\lambda=1,600$ cuando se trabaja con series trimestrales. Para series anuales no existe tal acuerdo y los autores sugieren usar una variedad de valores para λ ; Hodrick y Prescott (1997) y Backhus y Kehoe (1992) sugieren que se use 100, Correia et ál. (1992), Cooley y Ohanian (1991) usan 400; mientras que Baxter y King (1999) y Hassler et ál. (1992) sugieren valores alrededor de 10. A pesar de este desacuerdo, Ravn y Uhlig (2002) proponen, dentro de un contexto analítico, una manera de ajustar el valor de λ cuando cambia la frecuencia temporal de los datos; su propuesta se basa en un ajuste de cocientes de varianzas, lo cual conlleva a un valor de λ de 6.25 para datos anuales.

La propuesta de Ravn y Uhlig (2002) es determinar λ usando la siguiente ecuación:

$$\lambda_s = s^m \lambda_1, \quad (3)$$

donde λ_s es el valor ajustado de λ y s es el cociente entre la frecuencia observada de la serie y la frecuencia de la serie trimestral, de manera que $s = 1/4$ para datos anuales y $s = 12/4 = 3$ para datos mensuales, $s = 1$ para datos trimestrales. Fijar $m = 4$ es una buena elección si uno quiere garantizar independencia de la frecuencia temporal de los

⁶Un valor pequeño de λ (que tienda a cero) implicaría que la tendencia sería similar al valor observado, en cambio, un valor grande, que en el límite tienda a infinito, implica que la tendencia converge al valor medio de la tasa de crecimiento observado (Giorno et ál., 1995).

datos (Ravn y Uhlig, 2002). Usando la ecuación (3) y la información relativa a la frecuencia anual se tiene el valor $\lambda = 6.25^7$, el cual será usado en esta investigación para datos anuales y se usará $\lambda = 129,600$ cuando se trate de datos mensuales.

2.2. Metodología BMA sobre regresiones logísticas

La metodología del BMA consiste en estimar un modelo logístico tal que,

$$y_{t+h} = \alpha + \beta' \mathbf{X}_t + \varepsilon_t \quad t = 1, 2, \dots, T. \quad (4)$$

siendo $y_{t+h} = 1$ si existe *boom* crediticio en el momento $t + h$ con $h \geq 0$ condicional al conjunto de información disponible, \mathfrak{S}_t y $y_{t+h} = 0$ en caso contrario. El conjunto de regresores N está contenido en matriz $\mathbf{X}_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{Nt})$ con $t = 1, 2, \dots, T$.

Dado que la variable respuesta y_t es binaria y se asume que los residuos de la regresión (4) siguen una distribución logística, entonces el modelo *logit*, para la estimación de las probabilidades condicionales, es el adecuado.

Desde un punto de vista de especificación de modelos, existen muchos posibles candidatos de parámetros $\theta = \{\alpha, \beta\}'$ según se cambien los regresores contenidos en \mathbf{X}_t . Previendo el posible problema de omisión de variables relevantes o de redundancia en la información, se usó el procedimiento BMA propuesto por Raftery et ál. (1997) que consiste en determinar la probabilidad esperada de estar en *boom* crediticio, condicional al conjunto de variables explicativas usadas en cada regresión logística. Tomando promedios ponderados de esas estimaciones se tiene la probabilidad deseada. Es decir, consideremos que la probabilidad condicional del evento $y_{t+h} = 1$ cuando ε_t de (4), sigue una distribución logística, viene dada por,

$$P_k(y_{t+h} = 1 | \theta, \mathbf{X}_t, \mathfrak{S}_t) = F(\theta^{*k} \mathbf{X}_t), \quad (5)$$

⁷Para determinar este valor de 6.25, basta con sustituir $m = 4$ y $s = 1/4$ en la ecuación 3, de manera que se obtiene $\lambda_{\text{anual}} = (\frac{1}{4})^4 * 1600 = 6.25$.

donde $F(\cdot)$ es la función de distribución logística acumulada y θ es el vector de parámetros. El índice k indica la k -ésima especificación del modelo que depende del número de regresores considerados en la estimación. Como se observa en (5), el valor de la probabilidad condicional varía en función de qué especificación se use para modelar el mecanismo generador de probabilidades, seleccionar uno de ellos puede llevar al problema de sesgo por selección de modelo, sesgo por mala especificación de modelo o a problemas de inconsistencia en la estimación producto de la endogeneidad latente de la incorrecta especificación. Para solventar este problema Guarín et ál. (2012) propone usar el algoritmo BMA que permite estimar la probabilidad condicional de $y_{t+h} = 1$ según la siguiente expresión:

$$P^{BMA}(y_{t+h} = 1|\mathfrak{S}_t) = \sum_{k=1}^K \int P(y_{t+h} = 1|\theta^k; \mathfrak{S}_t)P(\theta^k, M_k|\mathfrak{S}_t)d\theta^k, \quad (6)$$

donde $P^{BMA}(y_{t+h} = 1|\mathfrak{S}_t)$ indica la probabilidad condicional de estar en *boom*, ésta es una media ponderada de las probabilidades estimadas de los K modelos *logits*, donde el factor de ponderación viene dado por $P(\theta^k, M_k|\mathfrak{S}_t)$ y M_k es el k -ésimo modelo *logit* estimado. La dificultad de este enfoque surge al momento de calcular la *posterior probability*, $P(\theta^k, M_k|\mathfrak{S}_t)$, puesto que ésta es desconocida y su forma analítica es incierta, para estimar esta expresión se usará el algoritmo *Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo* (RJMCMC) propuesto por Green (1995).

Según lo expuesto en Guarín et ál. (2012), $P(\theta^k, M_k|\mathfrak{S}_t)$ proporciona un valor de la probabilidad estimada de estar en *boom*; sin embargo, la pregunta natural sería: ¿Cuán grande ha de ser este valor para que esto indique que efectivamente se trata de un *boom*? Para ello es necesario definir un umbral (τ); una vez definido, se tiene que si $P(\theta^k, M_k|\mathfrak{S}_t) > \tau$ entonces se concluye (a cierto nivel de significancia estadística) que se está en un *boom*.

Se propone definir el umbral $\tau \in [0, 1]$, tal que,

$$\text{mín } \phi(\tau) \text{ sujeto a } \gamma(\tau) \leq \bar{\tau} \quad \text{con } \tau \in [0, 1] \quad (7)$$

donde $\phi(\tau)$ es la proporción de *booms* falsos (esto es cuando el modelo concluye *boom* cuando en realidad no lo hubo) y $\gamma(\tau)$ es la proporción de *booms* no detectados (esto es, cuando en realidad hubo un *boom* y el modelo no fue capaz de detectarlo) y $\bar{\gamma}$ es el máximo valor de γ admitido por el *policymaker*. Las expresiones para determinar los valores de $\phi(\tau)$ y $\gamma(\tau)$ son las siguientes:

$$\gamma(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^T \mathbb{I}\{(\hat{y}_{t+h}(\tau) = 0) \wedge (y_{t+h} = 1)\}}{T}, \quad (8)$$

$$\phi(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^T \mathbb{I}\{(\hat{y}_{t+h}(\tau) = 1) \wedge (y_{t+h} = 0)\}}{T} \quad (9)$$

para $h \geq 0$, $\mathbb{I}\{\cdot\}$ representa la función indicador que toma el valor 1 si la condición en $\{\cdot\}$ es verdadera y 0 en caso contrario.

3. Datos y resultados

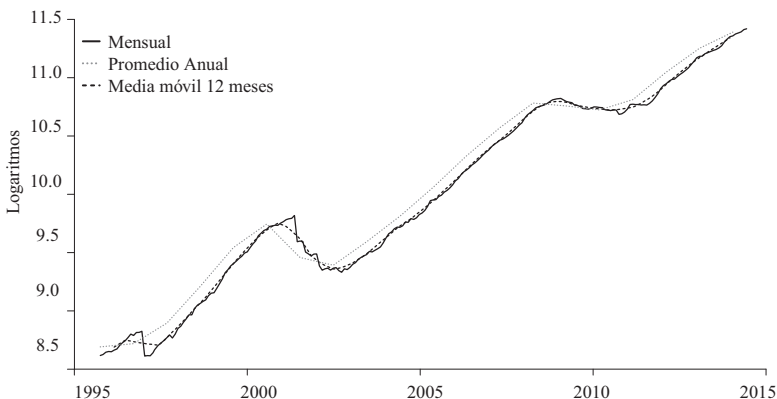
Los datos utilizados en esta investigación son cifras oficiales publicadas por el BCN y la Superintendencia de Bancos y de Otras Instituciones Financieras. La serie de crédito va desde enero de 1995 hasta junio de 2014 en frecuencia mensual.

Las variables incluidas en la matriz X_t son el producto interno bruto (PIB) real, consumo privado, gasto público, inversiones, importaciones (FOB) y exportaciones (FOB) (ver Guarín et ál. (2012)).

Al definir *boom* de crédito como un exceso de préstamos sobre tendencia de largo plazo, el filtro HP se convierte en el punto de inicio para explorar si ha habido *boom* en los créditos.

La evolución del crédito en Nicaragua evidencia, en general, un crecimiento sostenido con eventuales contracciones en su ritmo de crecimiento; puntualmente se observan algunos períodos de decrecimiento: mayo de 1996 (-22.68 %), diciembre de 2000 (-23.98 %), marzo de 2001 (-9.76 %) agosto de 2001 (-10.97 %) y agosto de 2010 (-3.94 %).

Figura 1: Evolución temporal del crédito, 1995 - 2014.



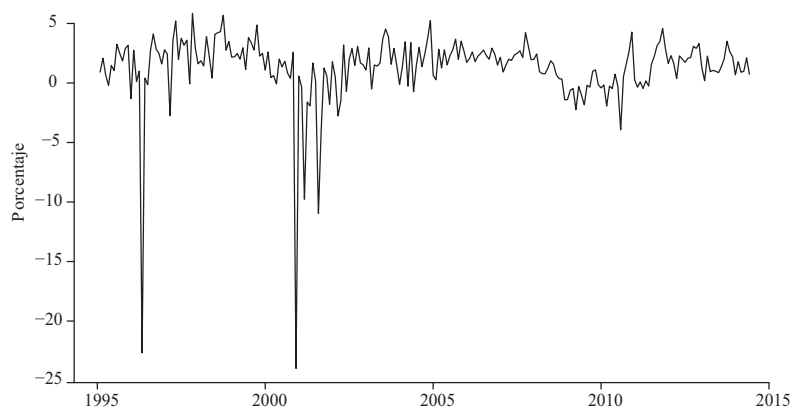
Fuente : Elaboración propia.

Pese a la acentuada disminución del crédito de abril a mayo de 1996, éste no tuvo mayores efectos en el crecimiento anual de crédito, ni en los valores medios. Ese año la economía nicaragüense registró un crecimiento del 5.5% (BCN, 1996), siendo ésta la mayor tasa de crecimiento en los 17 años previos a 1996. Esta disminución no afectó la senda del crecimiento del crédito, porque no provocó cambios en los niveles medios (media móvil de 12 meses). Sin embargo, dos eventos subsecuentes en los períodos 2000-2001 y 2008-2010 sí provocaron una marcada desaceleración en la expansión del crédito; el primero se asocia a la crisis bancaria nicaragüense y el segundo, a la crisis financiera internacional, desencadenada en Estados Unidos a finales de 2007.

La Figura 1 muestra una tendencia creciente en el crédito, sin embargo, no proporciona suficiente información para asociar este crecimiento a un *boom* crediticio. Al observar la Figura 2 se puede notar que la tasa de variación del crédito se ha mantenido en torno al 1.28% para todo el período presentado (ene. 1995 - jun. 2014). La información descriptiva de la Figura 2 muestra que no ha

habido *boom* crediticio en Nicaragua, pues el crecimiento observado no se ha alejado de manera significativa del crecimiento medio.

Figura 2: Tasa de crecimiento del crédito, 1995 - 2014.



Fuente : Elaboración propia.

Según la información proporcionada por la Figura 1 y la Figura 2, la conjetura que se podría extraer es que la tendencia creciente en el nivel del crédito mostrada en la Figura 1 representa el proceso de ajuste de reversión a la media tras las desaceleraciones experimentadas en los períodos mencionados con anterioridad. Según se observa en la Figura 2, no ha habido un incremento significativo en las tasas de crecimiento del crédito que indique que haya habido un cambio estructural en la serie para despertar la sospecha de *boom* de crédito.

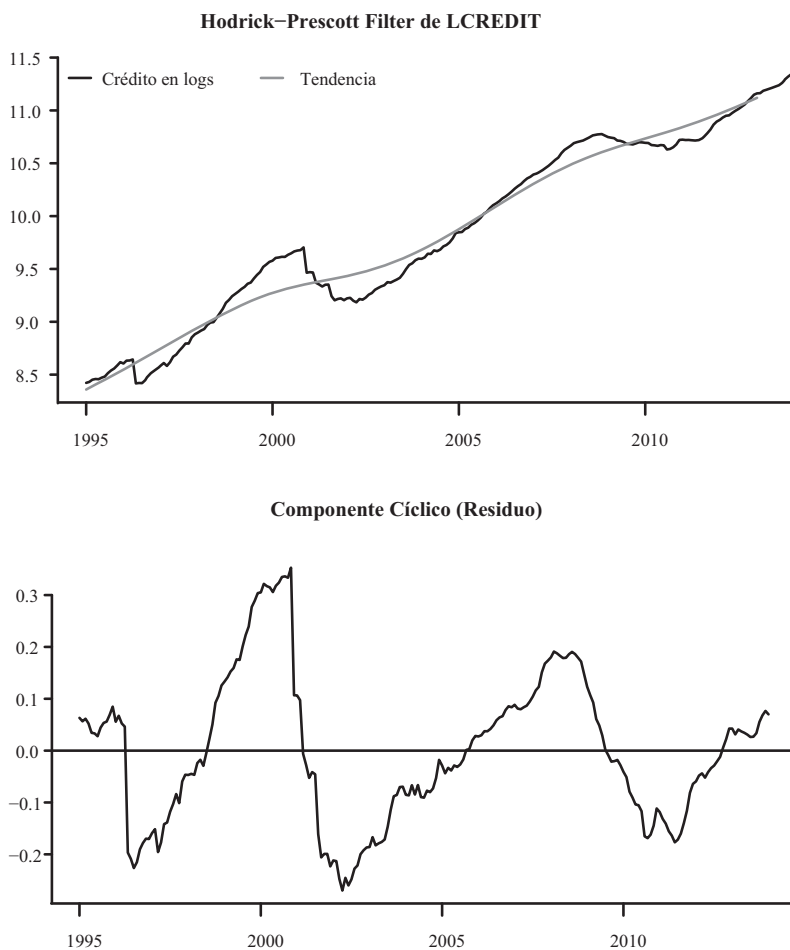
Dada la imagen proporcionada por la descripción de la serie del crédito, se hace necesario confirmar de una manera más rigurosa el hecho de que no ha habido tal *boom* crediticio. Siguiendo a Guarín et ál. (2012), el *boom* crediticio se define como un exceso de crédito sobre su tendencia de largo plazo; dicha tendencia será estimada utilizando el filtro HP y la diferencia entre ésta y la serie observada será el insumo necesario para determinar si hubo *boom* crediticio en este período.

Se han utilizado dos series de datos para estimar el filtro HP, una consiste en datos observados en frecuencia mensual y la otra, en datos anuales (promedios anuales) sobre los créditos totales que el sistema financiero nacional ha otorgado desde el año 1995 hasta 2014.

Al comparar la estimación de la tendencia de largo plazo con la serie observada se nota que, posiblemente, Nicaragua ha experimentado dos posibles episodios de *boom* de crédito. La Figura 3 muestra en dos ocasiones cómo la serie observada sobrepasa a la tendencia de largo plazo (panel superior de la figura). Asimismo, se muestra en el panel inferior que la brecha entre la tendencia de largo plazo y la serie observada se vuelve positiva, indicando así dos posibles episodios de *boom*. Partiendo de la definición utilizada en Guarín et ál. (2012), es probable que desde enero de 1998 hasta marzo de 2001 se haya experimentado el primer *boom* de nuestra muestra; este crecimiento debió ser frenado por la crisis bancaria nicaragüense. Otro episodio de *boom*, sugerido por los resultados basados en el filtro HP, ocurrió entre noviembre de 2006 y diciembre de 2009.

En cambio, si se altera la frecuencia de la serie y se utiliza promedios anuales, el resultado no varía, la conclusión cualitativa es la misma: dos posibles períodos de *boom* crediticio, el primero abarca el período 1999-2000 y el segundo, 2006-2009.

Figura 3: Tendencia de largo plazo del crédito (en logs), estimación basada en filtro H-P, 1995 - 2014 (frecuencia mensual).



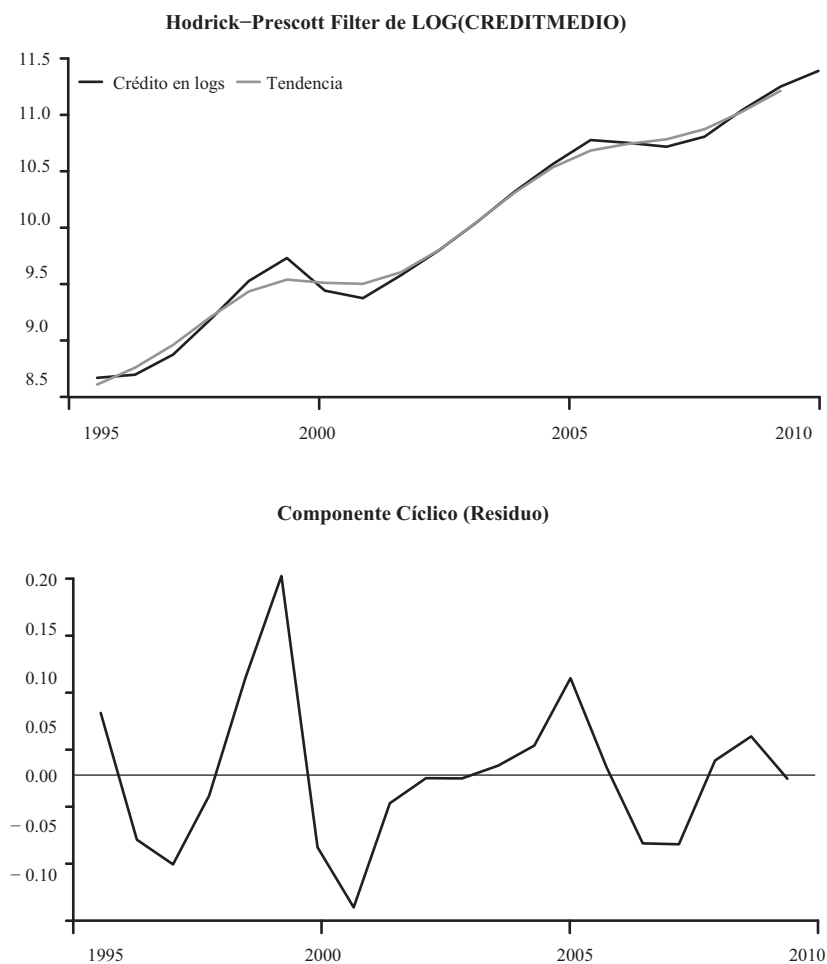
Fuente : Elaboración propia.

No obstante, estos resultados, aun basados en un procedimiento estadístico más sofisticado que un simple promedio móvil, no dejan de estar exentos de críticas:

- El valor escogido para λ es el sugerido por Ravn y Uhlig (2002) que para datos mensuales es exageradamente alto, conllevando a una estimación sesgada de la tendencia. En este caso se cumple que cuando $\lambda \rightarrow \infty$; entonces, la estimación de la tendencia de largo plazo se reduce a una simple estimación lineal de mínimos cuadrados. Para solucionar este problema, se han utilizado los datos en frecuencia anual y se ha ajustado el valor del λ a su valor óptimo para datos con dicha frecuencia, en este caso, la tendencia de largo plazo ya no es lineal; sin embargo, la nueva estimación aún continúa sugiriendo dos posibles episodios de *boom* crediticio, véase Figura 4.
- El resultado del filtro HP solo sugiere las desviaciones, lo cual está acorde con la definición de *boom* crediticio usada por Guarín et ál. (2012); sin embargo, esta definición es vaga, puesto que no considera la magnitud de la desviación. En nuestro caso, existen desviaciones positivas en dos episodios, no obstante, las desviaciones no son relevantes en magnitud.
- Un exceso en el nivel de crédito sobre la tendencia de largo plazo no implica que ese número sea estadísticamente significativo. El utilizar el filtro HP para la determinación de *boom* crediticio no es del todo preciso, pues no constituye en sí mismo una prueba de hipótesis.

En vista de que el filtro HP solo brinda indicios de posibles *booms* crediticio, se procede a estimar la probabilidad ocurrencia de dicho *boom*. Para ello, se utiliza la metodología BMA para la selección de los mejores modelos y la consecuente ponderación de sus resultados. Todo esto está basado en una perspectiva puramente estadística, puesto que la literatura económica no es unánime en cuanto a la determinación de los factores que inciden en el incremento de la probabilidad de *booms* crediticios.

Figura 4: Tendencia de largo plazo del crédito (en logs), estimación basada en filtro H-P, 1995 - 2014 (frecuencia anual).



Fuente : Elaboración propia.

Se supone que la variable que mide el *boom* es una variable binaria que resulta de un proceso latente en que el crecimiento del crédito es superior a su crecimiento de largo plazo, es decir, se utilizan los valores de la brecha estimada por el filtro HP para crear la variable binaria que será la variable respuesta en el modelo *logit* en el esquema

del BMA, cuando la brecha sea positiva la variable binaria tomará el valor 1 y 0 en caso contrario.

Se estimaron 29 distintos modelos que incluían variables reales relacionadas con la producción, el comercio internacional, el sector financiero y el gasto gubernamental. En la Tabla 1 se presenta un resumen de las principales variables que, dado el BMA, contribuyen a explicar el comportamiento de la variable binaria asociada al *boom* crediticio.

La columna llamada PIP representa la importancia relativa, en términos de la probabilidad posterior de inclusión (por sus siglas en inglés), de cada una de las variables en la ponderación para el BMA. La Tabla 1 muestra que es indispensable la presencia de un intercepto en cada regresión y que, además, el gasto gubernamental como porcentaje del PIB, el crecimiento del PIB, el volumen de las importaciones y el volumen de las exportaciones son determinantes claves para el comportamiento de la variable *dummy* asociada al *boom* crediticio.

La columna titulada *post mean* muestra la media de los coeficientes de todos los modelos estimados incluyendo los modelos donde la variable no fue incluida; en dicho caso, el valor del coeficiente es fijado en cero. La variable asociada el crecimiento económico (PIB) es la que tiene el valor más grande indicando que es la más relevante a la hora de explicar el crecimiento del crédito y su posible exceso de crecimiento, esta variable tiene un efecto positivo sobre la probabilidad de desencadenar un *boom* de crédito. Por su parte, las importaciones tienen un efecto negativo sobre la probabilidad del *boom* crediticio, dada la magnitud de su coeficiente, su efecto podría contrarrestar el efecto estimado asociado al crecimiento económico.

Utilizando las ecuaciones 8 y 9 y los resultados del BMA se puede determinar que en el período analizado, Nicaragua no ha experimentado episodios de *boom* crediticio, de manera que la crisis financiera ocurrida en el país no debe ser asociada a tal evento.

La inexistencia de *boom* crediticio se deduce del hecho que el valor $\gamma(\tau)$ es igual a cero, lo cual implica que la proporción de *booms* no detectados es igual a cero.

Esta conclusión debe ser analizada con cautela, puesto que se han utilizado datos anuales para la estimación del BMA y la agregación temporal puede distorsionar la realidad en la medida que no proporciona mayor grado de libertad para la estimación empírica.

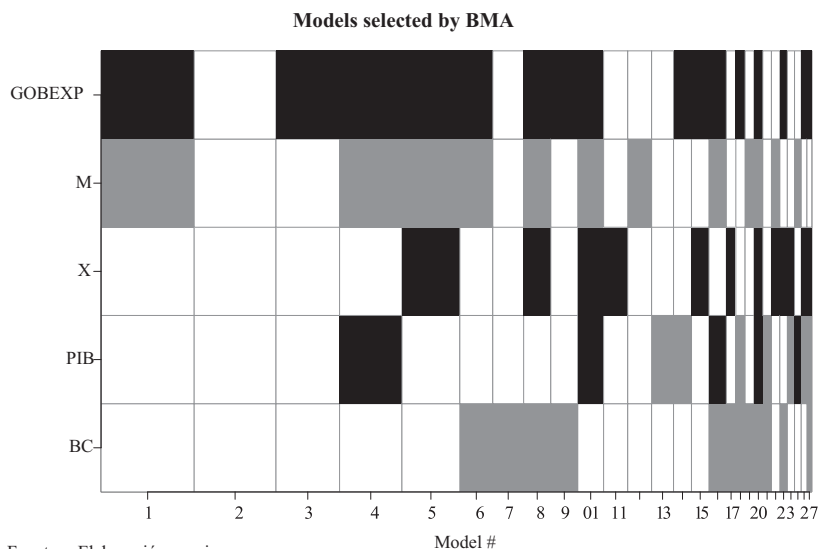
Tabla 1: Resultados BMA

	PIP	Post mean	SD	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5
Intercept	100.00	-2.96	4.00	-2.22	0.00	-1.57	-4.77	-4.20
PIB	27.70	0.12	0.45				0.87	
M	52.50	-0.18	0.27	-0.28			-0.48	-0.40
X	28.80	0.04	0.13					0.20
GOBEXP	67.40	0.07	0.07	0.11		0.04	0.13	0.13
BC	27.10	-0.07	0.20					

Fuente: Elaboración propia

Por último, la Figura 5 muestra un resumen visual de lo que parcialmente se presenta en la Tabla 1. En esta figura, el color negro corresponde a un signo positivo en el coeficiente en cuestión, el color gris implica un signo negativo y el color blanco implica la omisión de esa variable en el modelo. Como se aprecia en la gráfica, los dos determinantes más importantes del crecimiento del crédito son el crecimiento económico (con efecto positivo) y las importaciones (cuyo efecto negativo contrarresta el crecimiento del crédito).

Figura 5: Modelos seleccionados por el BMA.



4. Conclusiones

Esta investigación presenta la estimación de los episodios de los posibles excesos de crédito y su vinculación con el fenómeno llamado *boom* crediticio. Sin embargo, en el marco del periodo analizado, no se ha podido encontrar evidencia empírica de la existencia de tal fenómeno en la economía nicaragüense.

El principal hallazgo de esta investigación se refiere a que se deben tomar en cuenta otros factores y no el *boom* crediticio para diseñar sistemas de alerta temprana para detectar episodios de crisis financiera, ya que en la muestra analizada, el *boom* no es un evento que haya existido. No obstante, sí ha existido una crisis financiera antecedida por una expansión del crédito, sin embargo, la asociación de tal expansión del crédito (pensado como *boom*) con la crisis financiera puede ser una relación espúria.

En esta investigación se presenta una aproximación preliminar sobre la identificación de *posibles* episodios de *booms* crediticios. El término posible ha sido enfatizado debido a que, a pesar de que la técnica empleada se ajusta a la definición más popular de *boom*, ésta no implica en sí misma un test estadístico riguroso.

La falta de datos disponibles en frecuencias temporales más altas dificulta la labor de estimación eficiente de los modelos requeridos. Se propone, para superar esta barrera, emplear algoritmos que permitan la mezcla de frecuencias mixtas de variables y/o utilizar métodos de trimestralización para incrementar la frecuencia temporal de las observaciones, para que esto permita la estimación paramétrica de los modelos.

5. Referencias

Backhus, D. y Kehoe, P. (1992). International evidence of the historical properties of business cycles. *American Economic Review*, 82(4):864–888.

Baxter, M. y King, R. G. (1999). Measuring business cycles: approximate band-pass filters for economic time series. *Review of economics and statistics*, 81(4):575–593.

BCN (1996). Informe anual 1996.

Canova, F. (1994). Detrending and turning points. *European Economic Review*, 38(3):614–623.

Cogley, T. y Nason, J. M. (1995). Effects of the hodrick-prescott filter on trend and difference stationary time series implications for business cycle research. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 19(1):253–278.

Cooley, T. F. y Ohanian, L. E. (1991). The cyclical behavior of prices. *Journal of Monetary Economics*, 28(1):25–60.

Correia, I. H., Neves, J. L., y Rebelo, S. (1992). Business cycles from 1850 to 1950: New facts about old data. *European Economic Review*, 36(2):459–467.

Giorno, C., Richardson, P., Roseveare, D., y Van den Noord, P. (1995). Potential output, output gaps and structural budget balances. *OECD Economic Studies*, 24(1):167–209.

Green, P. J. (1995). Reversible jump markov chain monte carlo computation and bayesian model determination. *Biometrika*, 82(4).

Guarín, A., González, A., Skandalis, D., y Sánchez, D. (2012). An Early Warning Model for Predicting Credit Booms using Macroeconomic Aggregates. *Borradores de Economía*, 723.

Hassler, J., Lundvik, P., Persson, T., y Soderlind, P. (1992). The Swedish business cycle: Stylized facts over 130 years. Number 22. Institute for International Economic Studies, Stockholm University.

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

Hurn, A., Silvennoinen, A., y Teräsvirta, T. (2014). A Smooth Transition Logit Model of the Effects of Deregulation in the Electricity Market. Research paper 2014-9, Center for Research in Econometric Analysis of Time Series.

Kaminsky, G. L. y Reinhart, C. M. (1999). The twin crises: the causes of banking and balance-of-payments problems. *American Economic Review*, pages 473–500.

Mendoza, E. G. y Terrones, M. E. (2008). An anatomy of credit booms: evidence from macro aggregates and micro data. Technical report, National Bureau of Economic Research.

Raftery, A. E., Madigan, D., y Hoeting, J. A. (1997). Bayesian model averaging for linear regression models. *Journal of the American Statistical Association*, 92(437):179–191.

Ravn, M. O. y Uhlig, H. (2002). On adjusting the hodrick-prescott filter for the frequency of observations. *Review of Economics and Statistics*, 84(2):371–376.

Razzak, W. y Dennis, R. (1996). The output gap using the Hodrick-Prescott filter with a non-constant smoothing parameter: an application to New Zealand. Reserve Bank of New Zealand.

Urbina J. (2015). Producto Potencial y Brecha del Producto en Nicaragua. *Revista de Economía y Finanzas*. Vol. 2. Banco Central de Nicaragua. ISSN 2313-8696.