

# DetECCIÓN DE BOOMS DE CRÉDITO EN NICARAGUA

Jilber Urbina\*

3 de noviembre de 2014

## RESUMEN

La detección oportuna de crisis, en cualquier escenario, resulta de utilidad para la creación de políticas preventivas. Con esta visión, el presente trabajo tiene por objetivo desarrollar técnicas cuantitativas que permitan realizar un análisis sobre del crédito, principalmente en la existencia del fenómeno denominado “Boom Crediticio”. Para ello, siguiendo a Guarín et al. (2012), se define *boom crediticio* como un exceso de crédito sobre su tendencia de largo plazo y que es de importancia económica, porque el boom antecede a una crisis financiera, de manera que se si se logra detectar el boom se podrían diseñar mecanismos para evitar dicha crisis. Dado los resultados de este trabajo se puede afirmar que en Nicaragua no ha habido boom de crédito y que los indicadores de detección de crisis financiera han de considerar factores distintos al boom. El periodo de estudio va de 1994 a 2013 durante el cual hubo una crisis financiera, sin embargo, no hubo boom crediticio.

## 1 INTRODUCCIÓN

El presente trabajo tiene por objetivo desarrollar técnicas cuantitativas que permitan realizar un análisis del crédito y a su vez, puedan derivar en la elaboración de indicadores de riesgos de crisis financiera. El análisis detallado permitirá tener una señal temprana cuando se observen crecimientos del crédito en la economía que difieran de la tendencia observada y que, en ciertos escenarios, podría atentar contra la estabilidad financiera y transmitirse a la economía real (por ejemplo, al empujar la demanda interna por encima del producto potencial), 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, se propone la metodología para modelar el comportamiento del crédito e identificar potenciales booms crediticios a partir de dos enfoques diferentes: Filtro Hodrick-Prescott (Hodrick y Prescott, 1997) y Bayesian Model Averaging (BMA) de Guarín et al. (2012).

La manera de modelar el boom dependerá estrictamente de la forma en cómo éste sea definido, por ejemplo, si se define el boom como un exceso de préstamos que se ubica por encima de su tendencia de largo plazo (Guarín et al., 2012; Kaminsky y

---

\* Email: jurbinac@bcn.gob.ni

Reinhart, 1999), entonces el filtro Hodrick-Prescott (H-P) será una técnica adecuada para tal medición. Sin embargo, dada las limitaciones y carácter ateoórico del filtro, se procederá a tomar en cuenta la técnica propuesta por Guarín et al. (2012) quienes basados en Mendoza y Terrones (2008) desarrollan un modelo de detección de boom crediticio tomando en cuenta el desempeño de los agregados económicos, de manera que este modelo incorpora la teoría económica en su construcción econométrica.

Siguiendo a Guarín et al. (2012), la construcción del indicador propuesto consta de dos elementos: el primero, define un umbral que a partir del cual se determinará si existe o no boom crediticio. Una vez establecido dicho umbral, se considera el segundo componente del modelo que es establecer un mecanismo de predicción sobre la probabilidad de superar dicho umbral<sup>1</sup>, 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  $P(y_{t+h} > T | \mathfrak{S}_t)$ , siendo  $y_{t+h}$  la variable respuesta pronosticada  $h$  periodos de  $t$ ,  $\tau$  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 este trabajo se puede afirmar que en Nicaragua no ha habido boom de crédito y que los indicadores de detección de crisis financiera han de considerar factores distintos al boom. El periodo de estudio va de 1994 a 2013 durante el cual hubo una crisis financiera, sin embargo, no hubo boom crediticio.

## 2 Metodologías propuestas

Para la estimación de  $P(y_{t+h} > T | \mathfrak{S}_t)$  se utiliza el enfoque sugerido por Guarín et al. (2012) sobre la aplicación de un Bayesian Model Averaging (BMA) a un conjunto de estimaciones logísticas. No obstante, también se incluye una estimación utilizando el filtro H-P para tener un punto de referencia para evaluar el desempeño de las predicciones basadas en modelos ateoóricos contra aquellas que incorporan fundamentos económicos para asociar las variables en un esquema econométrico.

### 2.1 Filtro Hodrick-Prescott

El Filtro Hodrick-Prescott (HP) parte de la idea de que una serie de tiempo,  $y_t$ , está compuesta por un componente de crecimiento (tendencia),  $g_t$ , y un componente cíclico<sup>2</sup>,  $c_t$ , tal que:

---

<sup>1</sup> En este sentido el boom crediticio es definido como un exceso de crédito, este exceso sucede cuando el valor resultante del modelo supere el umbral estimado.

<sup>2</sup> A lo largo de todo este trabajo se utilizará la notación empleada en Hodrick y Prescott (1997).

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

donde el componente  $g_t$  sigue una trayectoria suavizada, 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 tal que permita descomponer  $y_t$  en los dos componentes antes mencionados:

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

con  $c_t = y_t - g_t$ , lo cual indica que el componente cíclico se obtiene de forma residual. El parámetro de suavizado es  $\lambda$  cuya función es penalizar la variabilidad del componente de crecimiento de la serie ( $g_t$ ), este parámetro determina cuán suave será la tendencia<sup>3</sup>. En la expresión anterior se ha utilizado el operador de retardos  $L^4$  para expresar las segundas diferencias de  $g_t$ .

Determinar el valor de  $\lambda$  es crucial para la estimación del componente de tendencia. Usualmente, en investigaciones aplicadas, los investigadores siguen a Hodrick y Prescott (1997) fijando valores de  $\lambda$  en 129600, 1600 y 6 para datos mensuales, trimestrales y anuales, respectivamente. La selección del valor para  $\lambda$  ha sido un punto de gran crítica en la literatura empírica (Ravn y Uhlig, 2002; Canova, 1994; Cogley y Nason, 1995; Baxter y King, 1999), sin embargo, ha habido un acuerdo generalizado para el uso de  $\lambda=1600$  cuando se trabaja con series trimestrales. Para series anuales no existe tal acuerdo y los autores sugieren usar una variedad de valores para  $\lambda$  tales como: Hodrick y Prescott (1997) y Backhus y Kehoe (1992) sugieren que se use 100, Correia et al. (1992); Cooley y Ohanian (1991) usan 400, en tanto que Baxter y King (1999) y Hassler et al. (1992) sugieren valores al rededor de 10. A pesar de este desacuerdo, Ravn y Uhlig (2002) proponen, dentro de un contexto analítico, una manera de ajustar el valor de  $\lambda$  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  $\lambda$  de 6.25 para datos anuales.

La propuesta de Ravn y Uhlig (2002) es determinar  $\lambda$  a partir de la siguiente ecuación:

$$\lambda_s = S^m \lambda_1,$$

---

<sup>3</sup> Un valor muy pequeño de  $\lambda$  implicaría que la tendencia sería muy 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 al., 1995).

(3)

donde  $\lambda_s$  es el valor ajustado de  $\lambda$  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 datos (Ravn y Uhlig, 2002). Usando (¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.) y la información relativa a la frecuencia anual se tiene el valor  $\lambda = 6.25$ , el cual será usado en este trabajo para datos anuales y se usará  $\lambda = 3^4 \times 1600 = 129600$  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

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

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

Dado que la variable respuesta  $y_t$  es binaria y se asume que los residuos de la regresión (¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.) 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  $X_t$ . Previendo el posible problema de omisión de variables relevantes o de redundancia en la información, se usará el procedimiento BMA propuesto por Raftery et al. (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  $\varepsilon_t$ , de (¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.), sigue una distribución logística, viene dada por,

$$P_k(y_{t+h} = 1 | \Theta, X_t, \mathfrak{I}_t) = F(\Theta^k X_t), \quad (5)$$

donde  $F(\cdot)$  es la función de distribución logística acumulada y  $\Theta$  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 (¡Error! No

se encuentra el origen de la referencia.), 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 y a problemas de inconsistencia en la estimación producto de la endogeneidad latente de la incorrecta especificación. Para solventar este problema Guarín et al. (2012) propone usar el algoritmo BMA que permite estimar la probabilidad condicional de  $y_{t+h} = 1$  a partir de la siguiente expresión:

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

donde  $P^{BMA}(y_{t+h=1} = 1|\mathfrak{S}_t)$  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 (RJCMCMC) propuesto por Green (1995).

Según lo expuesto en Guarín et al. (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 ( $\tau$ ), 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 efectivamente se está en un boom.

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

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

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 realmente hubo un boom y el modelo no fue capaz de detectarlo) y  $\bar{\tau}$  es el máximo valor de  $\tau$  admitido por el *policy maker*. 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

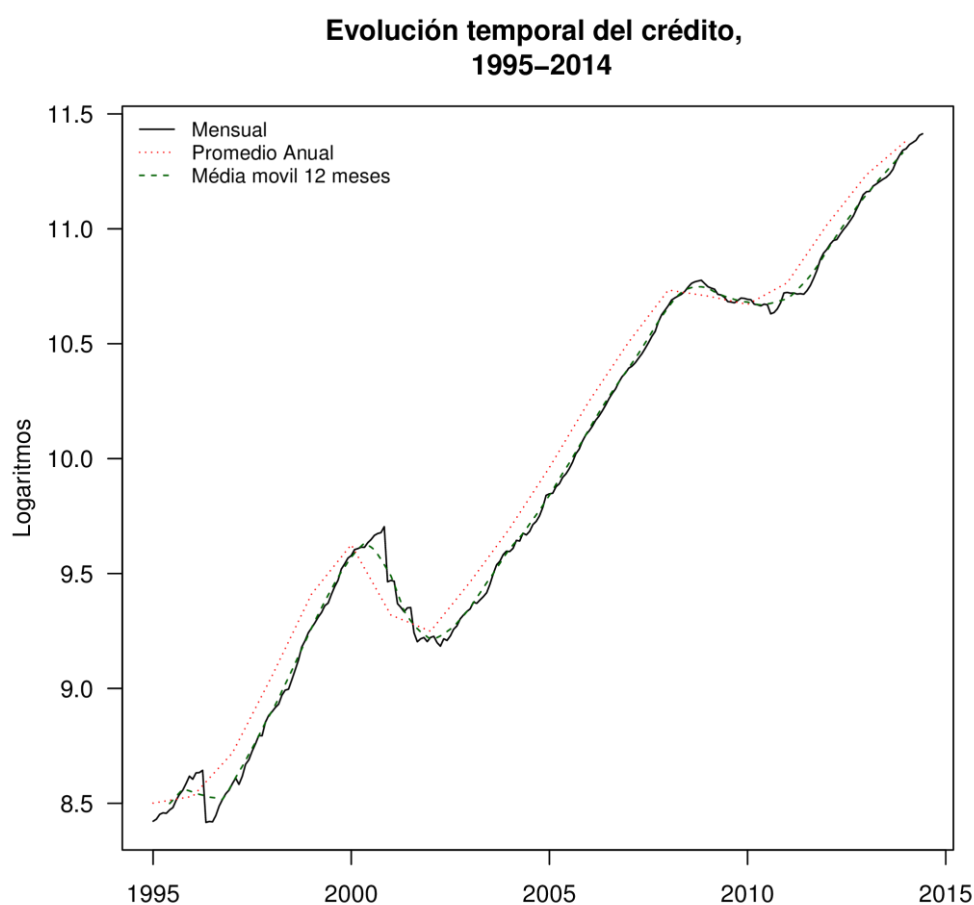
Los datos utilizados en este trabajo son cifras oficiales publicadas por el Banco Central de Nicaragua y la Superintendencia de Bancos y Otras Instituciones Financieras. La serie de crédito va desde enero de 1995 hasta junio de 2014 en frecuencia mensual.

Las variables incluidas en la matriz  $X_t$  son PIB real, Consumo Privado, Gasto Público, Inversiones, Importaciones (FOB) y Exportaciones (FOB) (ver Guarín et al. (2012)).

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

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

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

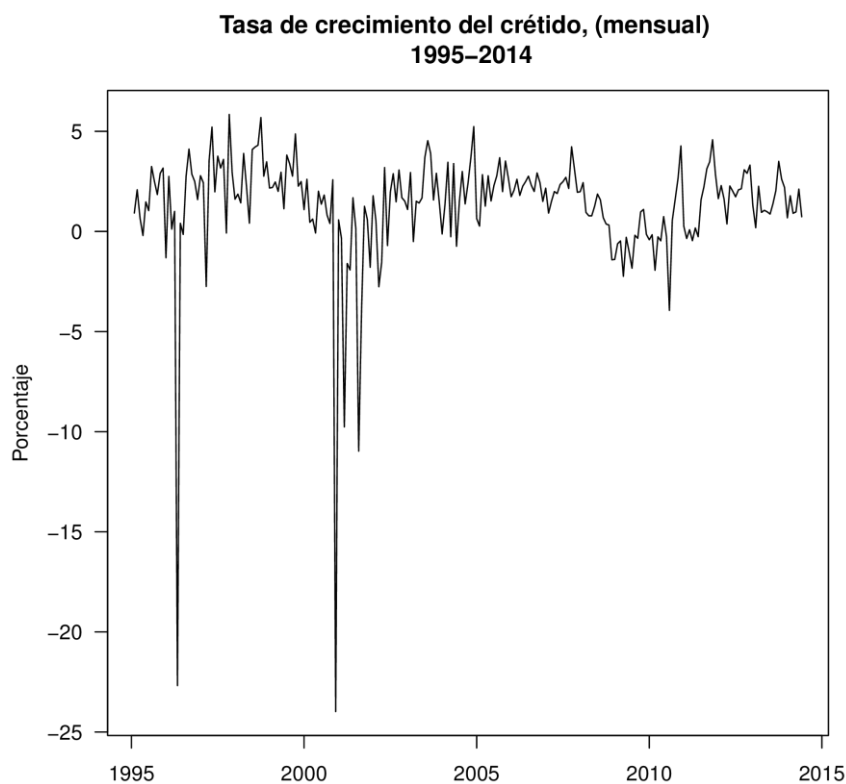


A pesar de la acentuada disminución del crédito de abril a mayo de 1996, éste no tuvo mayores efectos en el crecimiento anual de crédito ni en los valores medios. Ese año la economía nicaragüense registró un crecimiento del 5.5 por ciento (BCN, 1996), siendo ésta la mayor tasa de crecimiento en últimos 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 inicialmente en Estados Unidos a finales de 2007.

En tanto que la Figura 1 muestra una tendencia “creciente” en el crédito, 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 entorno a 1.28% para todo el período presentado (ene 1995 - jun 2014). La información descriptiva de la Figura 2 muestra que (preliminarmente) no ha habido boom crediticio en Nicaragua, pues el crecimiento observado no se ha alejado significativamente del crecimiento medio.

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



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 simplemente representa el proceso de ajuste de reversión a la media tras las desaceleraciones experimentadas en los períodos previamente mencionados. Según se observa en la Figura 2, no ha habido un incremento significativo en las tasas de crecimiento del crédito que indiquen que ha habido un cambio estructural en la serie que despierte la sospecha de boom de crédito.

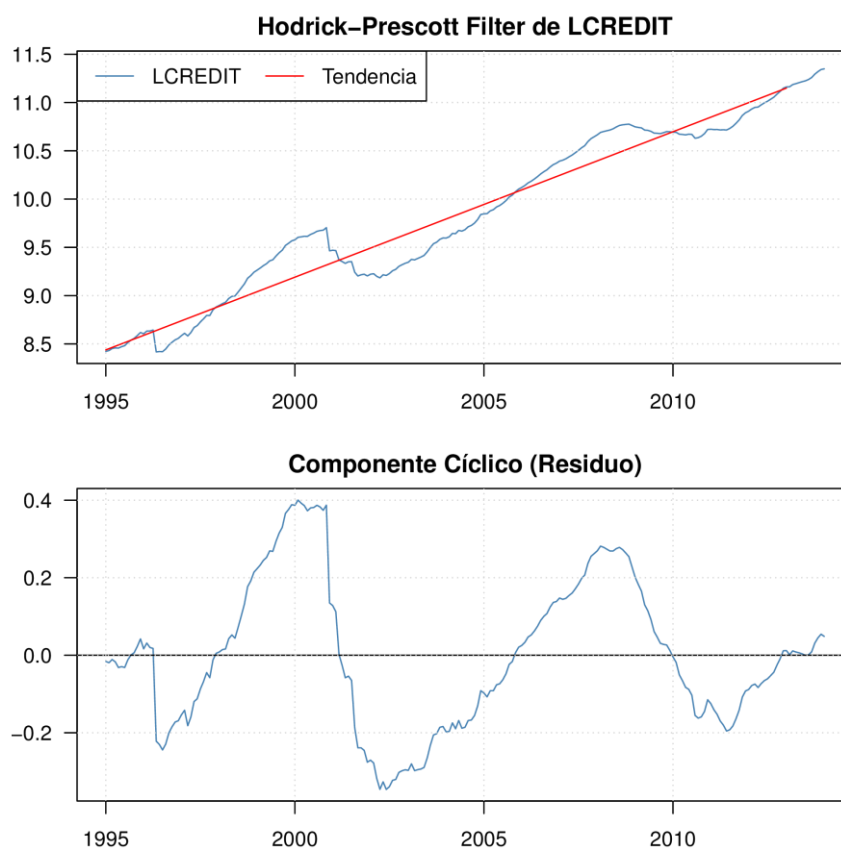
Dada la imagen proporcionada por la descripción de la serie del crédito, se hace necesario confirmar de una manera más rigurosa el hecho de que no ha habido tal boom crediticio. Siguiendo a Guarín et al. (2012), en este trabajo se define boom crediticio como un exceso de crédito sobre su tendencia de largo plazo, dicha tendencia será estimada utilizando el filtro Hodrick-Prescott y la diferencia entre ésta y la serie



observada será el insumo necesario para determinar si ha habido boom crediticio en éste período.

Se han utilizado dos series de datos para estimar el filtro H-P, una consiste en datos observados en frecuencia mensual y la otra es sobre datos anuales (promedios anuales) sobre los créditos totales que el Sistema Financiero Nacional ha otorgado desde el año 1995 hasta 2014.

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



Al comparar la estimación de la tendencia de largo plazo con la serie observada se tiene que posiblemente, Nicaragua ha experimentado dos posibles episodios de booms 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). Así mismo, 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 booms. Basado en la definición utilizada en Guarín et al. (2012), es **probable** que durante enero 1998 hasta marzo 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

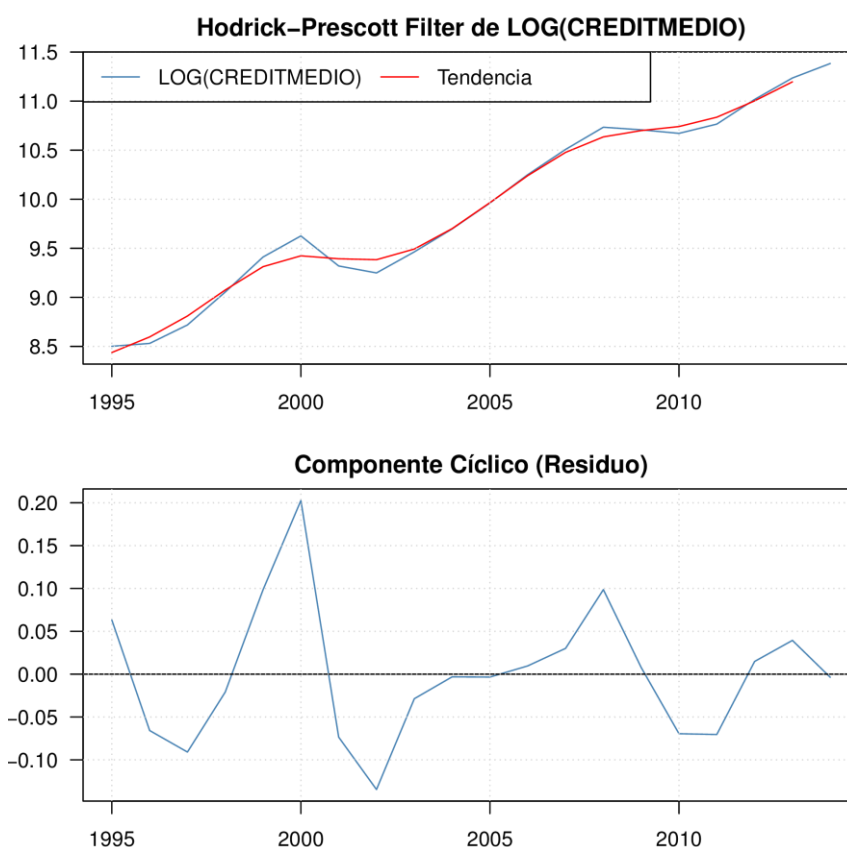
por los resultados basados en el filtro H-P, fue el ocurrido entre noviembre 2006 y diciembre 2009.

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

No obstante, estos resultados, aún basados en un procedimiento estadístico más sofisticado que un simple promedio móvil, como anteriormente se presentó, no deja de estar exento de críticas:

- El valor escogido para  $\lambda$  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  $\lambda$  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 H-P sólo sugiere las desviaciones, lo cual está acorde con la definición de boom crediticio usada por Guarín et al. (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, sin embargo, 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. Utilizar el filtro H-P para la determinación de boom crediticio no es del todo precisa, pues no constituye en sí mismo una prueba de hipótesis.

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



En vista que el filtro H-P sólo brinda indicios de posibles booms crediticios, se procede a estimar la probabilidad ocurrencia de dicho boom. Para ello, se utiliza la metodología BMA anteriormente descrita.

Se ha considerado la utilización de esta metodología como selección de los mejores modelos y la consecuente ponderación de sus resultados. Todo esto 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 boom crediticios.

Se supone que la variable que mide el boom es una variable binaria que resulta de un proceso latente donde 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 H-P 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 periodo analizado, Nicaragua no ha experimentado episodios de booms crediticio, de manera que la crisis financiera ocurrida en el país no puede 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.

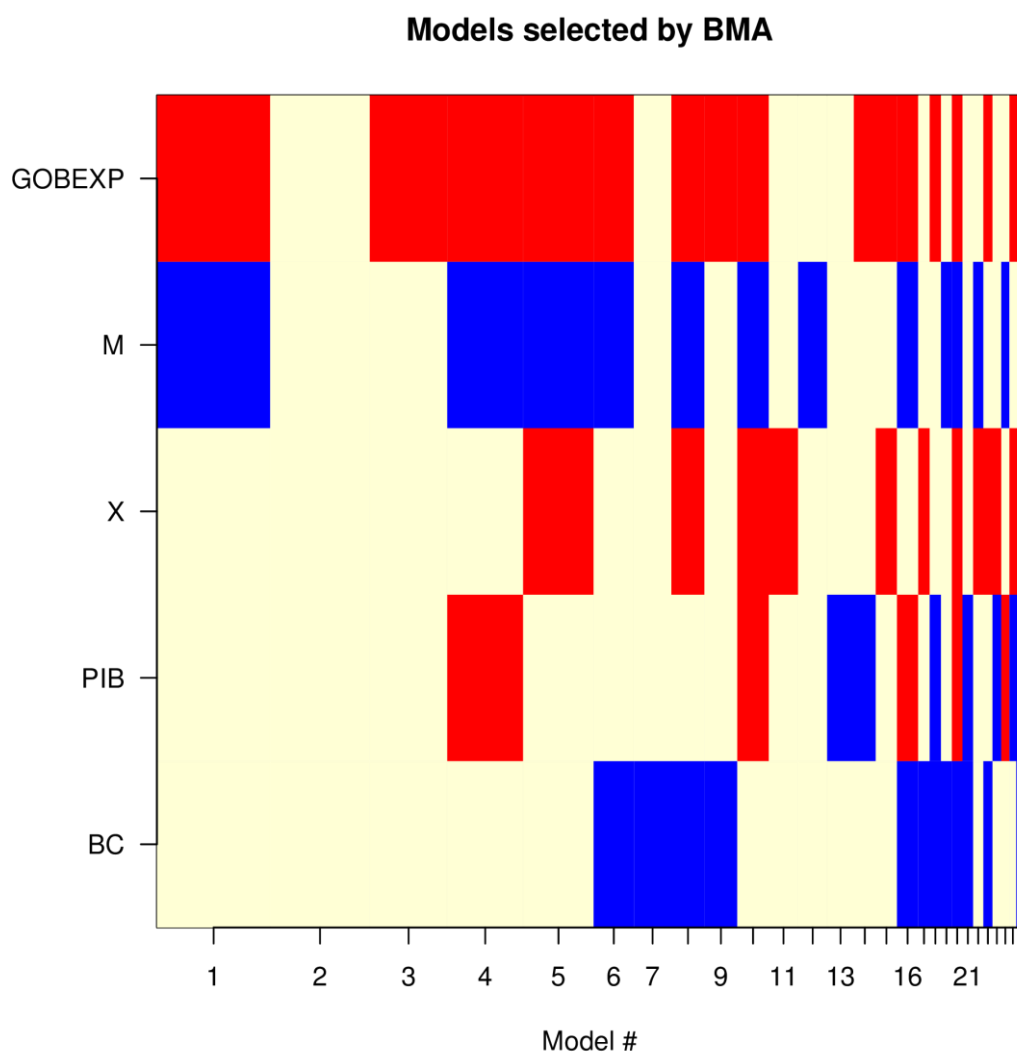
Esta conclusión debe ser tomada con cautela puesto que se han utilizado datos anuales para la estimación del BMA y la agregación temporal puede distorsionar la realidad en la medida que no proporciona mayor grado de libertad para la estimación empírica.

Tabla 1: Resultados BMA.

	PIP	Post mean	SD	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5
Intercept	100	-2.965	4.004	-2.22E+00	-1.19E-16	-1.57E+00	-4.77E+00	-4.20E+00
PIB	27.7	0.117	0.452	.	.	.	8.70E-01	.
M	52.5	-0.179	0.268	-2.77E-01	.	.	-4.79E-01	-4.02E-01
X	28.8	0.045	0.132	.	.	.	.	2.00E-01
GOBEXP	67.4	0.067	0.075	1.11E-01	.	4.29E-02	1.31E-01	1.31E-01
BC	27.1	-0.065	0.202	.	.	.	.	.

La Figura 5 muestra un resumen visual de lo que parcialmente se presenta en la Tabla 1. En esta figura, el color rojo corresponde a un signo positivo en el coeficiente en cuestión, el color azul implica un signo negativo y el color beige 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

Este trabajo presenta la estimación de los episodios de los posibles excesos de crédito y su vinculación con el fenómeno llamado Boom Crediticio. Sin embargo, dada la muestra analizada, no se ha podido encontrar evidencia empírica de la existencia de tal fenómeno en la economía nicaragüense en el período 1995-2013.

El principal hallazgo de este trabajo 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 meramente espúria.

## 5 Limitantes, recomendaciones y trabajo futuro

En este trabajo se presenta una aproximación preliminar sobre la identificación de **posibles** episodios de boom crediticios. El término *posible* ha sido enfatizado debido a que, a pesar 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 y que permita la estimación paramétrica de los modelos.

## 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). Banco Central de Nicaragua, 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):711–732.
- 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.