

9. UN MODELO DE ALERTA TEMPRANA PARA LA PREDICCIÓN DE AUGES DE CRÉDITO USANDO LOS AGREGADOS MACROECONÓMICOS

Alexander Guarín
Andrés González
Daphné Skandalis
Daniela Sánchez*

En general, un auge de crédito se define como un exceso de la cartera por encima de su tendencia de largo plazo. Los auges crediticios tienden a hacer a las economías más volátiles y vulnerables, y frecuentemente se asocian con incrementos en la inflación, reducción de las exigencias para asignar préstamos, inestabilidad en el sector bancario e incrementos en la probabilidad de una crisis financiera —Reinhart y Kaminsky (1999); Gourinchas *et al.* (2001); Barajas *et al.* (2007); Dell’Ariccia *et al.* (2012); Williams (2012)—. En consecuencia, la identificación de estos episodios y su predicción temprana es un tema de gran relevancia para las autoridades económicas.

No obstante, identificar correctamente estos episodios es un problema complejo en la práctica. La literatura reciente los caracteriza como períodos donde el componente cíclico de la cartera excede un umbral específico, y los asocia con la dinámica de los agregados macroeconómicos —*e. g.*: Gourinchas *et al.* (2001), Cottarelli *et al.* (2005); Kiss *et al.* (2006), y Mendoza y Terrones (2008)—. Sin embargo, estos trabajos no se concentran en la construcción de indicadores de alerta temprana.

El objetivo principal de este documento es construir una herramienta cuantitativa, que permita identificar y predecir tempranamente los episodios de auge de crédito mediante la relación existente entre estos últimos y los agregados macroeconómicos. El indicador se basa en dos elementos: la probabilidad de estar en un auge en el tiempo $t + h$ para $h \geq 0$ condicionado sobre el conjunto de datos disponible hasta el tiempo t , y segundo, en un umbral estimado que establece la probabilidad para la cual el modelo define la existencia del auge.

* En el momento de escribir este capítulo los autores trabajaban en el Departamento de Modelos Macroeconómicos del Banco de la República como: investigador, director, asistente de investigación y asistente de investigación, respectivamente. Los autores expresan su gratitud a Hernando Vargas, por sus valiosos comentarios y sugerencias. También, a Camila Fonseca y Lisset Venegas por su trabajo de asistencia en esta investigación. Las opiniones expresadas en este documento no representan necesariamente los puntos de vista del Banco de la República, ni los de su Junta Directiva, como tampoco los del Fondo Monetario Internacional ni Fedesarrollo. Como es usual, todos los errores y omisiones con responsabilidad de los autores.

La probabilidad de estar en un episodio de estos es calculada con el promedio bayesiano de varios modelos de regresión logística estimados a partir de datos de panel. En particular, se usa la metodología *bayesian model averaging* (BMA), que considera la incertidumbre tanto en la elección del modelo como en el valor de los parámetros. En este caso específico, la incertidumbre sobre el modelo está asociada con la selección de los agregados macroeconómicos que deberían ser incluidos como variables explicativas en la regresión logística. El método BMA corre un gran número de estimaciones sobre diferentes combinaciones de variables y, luego, toma el promedio ponderado de todos los resultados. Los pesos de la ponderación están dados por la probabilidad posterior de cada modelo estimado.

El análisis econométrico es aplicado a datos trimestrales de seis países latinoamericanos entre 1996 y 2011. Nuestros resultados muestran que los agregados macroeconómicos contienen información valiosa para identificar los períodos de auge de crédito y proporcionar señales de alerta temprana sobre la formación de nuevos episodios en el futuro cercano. Las probabilidades estimadas de estar en un auge en el tiempo $t + h$ con $h \geq 0$ muestran un buen ajuste. Por ejemplo, para nuestra muestra de países latinoamericanos se estima un umbral del 38%, lo cual implica una probabilidad del 80,3% de detectar auges de crédito y una probabilidad mayor al 92% de no tener falsas alarmas.

Con el propósito de examinar si las variables macroeconómicas proporcionan información adicional a la tasa de crecimiento de la cartera para identificar tales episodios, se implementa el algoritmo BMA sobre dos grupos de variables. El primer conjunto solo considera como variables explicativas a los agregados macroeconómicos, mientras que el segundo grupo incluye, adicionalmente, la tasa de crecimiento del crédito.

En este documento también se efectúa un ejercicio de validación cruzada para varios países de la región, con el fin de verificar la robustez de los resultados. Este ejercicio sugiere que los factores determinantes de los auges de crédito son similares en los diferentes países de nuestra muestra, y que estos elementos comunes pueden ser capturados por medio de los agregados macroeconómicos. Además, los resultados sugieren que la metodología propuesta puede ser útil para predecir auges de crédito en países de la región que no se consideran en la estimación y cuya disponibilidad de datos sea limitada.

En general, este documento proporciona una herramienta valiosa para cuantificar la probabilidad de estar en un auge de crédito, o de sufrir este episodio en el futuro. Según nuestro conocimiento, este es el primer documento que estima y predice la probabilidad de un auge de crédito a partir de variables macroeconómicas. En este sentido, tanto la metodología, como los resultados empíricos para nuestra muestra de países latinoamericanos, representan una contribución a la literatura floreciente de indicadores de alerta temprana.

El resto del documento está organizado de la siguiente forma. La primera sección presenta la estrategia econométrica. La segunda describe el conjunto de datos. En la tercera sección se realizan los diferentes ejercicios empíricos. Finalmente, la cuarta sección presenta algunas conclusiones.

1. METODOLOGÍA ECONOMETRICA

Considere el modelo de regresión logística con datos panel y efectos fijos

$$y_{i,t+h} = \alpha_i + \beta' x_{it} + \varepsilon_{it} \quad i = 1, \dots, I \quad t = 1, \dots, T \quad (1)$$

donde $y_{i,t+h} = 1$ si hay un auge de crédito para el país i en el trimestre $t + h$, $h \geq 0$ y $y_{i,t+h} = 0$ en cualquier otro caso, β es un vector de parámetros $R \times 1$; ε_{it} es el término de error; $x_{it} = (x_{1,it}, \dots, x_{R,it})$ es un conjunto de R variables, y α_i con $i = 1, \dots, I$ denota los efectos fijos.

La probabilidad de estar en un auge en el tiempo $t + h$, con $h \geq 0$ condicional sobre la información hasta el tiempo t , es definida por la ecuación:

$$p(y_{i,t+h} = 1 | \theta; x_{it}) = F(\alpha_i + \beta' x_{it}) \quad (2)$$

donde F es la función de distribución logística acumulada y $\theta = [\alpha' \beta']$ con $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_I]'$.

Para manejar en forma simultánea tanto la incertidumbre del modelo como de los parámetros, se emplea la metodología BMA —Raftery (1995); Raftery *et al.* (1997)—. En particular, se asume que $\mathcal{M} = [M_1, \dots, M_K]$ es el conjunto de todos los posibles modelos, y M_K denota el k -ésimo modelo, el cual está definido por el subconjunto de variables incluidas en la regresión y cuyo tamaño es menor o igual a R .

La probabilidad BMA de estar en un auge de crédito en el tiempo $t + h$, $h \geq 0$ está dada por:

$$p^{BMA}(y_{i,t+h} = 1 | D) = \sum_{k=1}^K \int p(y_{i,t+h} = 1 | \theta^k; D) p(\theta^k, M_k | D) d\theta^k \quad (3)$$

donde $p(\theta^k, M_k | D)$ es la probabilidad posterior conjunta; θ^k es el vector de parámetros asociado, y D denota el conjunto de datos. La probabilidad BMA en la ecuación (3) es un promedio ponderado de la expresión (2), cuyos pesos están dados por $p(\theta^k, M_k | D)$. Debido a que la probabilidad posterior conjunta es desconocida, se realiza su aproximación a partir de la ecuación (3) mediante el algoritmo *reversible jump Markov chain Monte Carlo* (RJMCMC) introducido por Green (1995) —véase también Hoeting *et al.* (1999); Brooks *et al.* (2003); Green y Hastie (2009) para detalles adicionales—.

Aún cuando la probabilidad $p^{BMA}(y_{i,t+h} = 1 | D)$ es informativa, es necesario determinar un valor de esta probabilidad, para lo cual tenemos una clara señal de alarma sobre la existencia de un auge de crédito. En otras palabras, ¿qué tan grande debería ser esta probabilidad antes de producir la alerta? Para responder a esta pregunta, se define un umbral $\tau \in [0, 1]$, sobre el cual la metodología establece la señal de alarma. La estimación se realiza con una variable $\hat{y}_{i,t+h}(\tau)$, definida como

$$\hat{y}_{i,t+h}(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(Y_{i,t+h} = 1 | \theta^k; D) \geq \tau \\ 0 & \text{en cualquier otro caso.} \end{cases} \quad (4)$$

Nótese que, para una probabilidad $p(y_{i,t+h} = 1 | \theta^k; D)$, el número de auges de crédito estimados depende del umbral τ . Si este último es muy pequeño, existirán muchas aler-

tas, las cuales podrían ser falsas alarmas. Por el contrario, si τ es muy grande, tendremos pocas alertas, y la probabilidad de no detectar tales episodios sería mucho más alta.

Para definir el umbral, se calcula el valor τ , que:

$$\begin{aligned} \text{Mín } \phi(\tau) \text{ sujeto a } \gamma(\tau) \leq \bar{\gamma} \\ \tau \in [0, 1] \end{aligned} \quad (5)$$

donde $\phi(\tau)$ es la proporción de falsas alarmas; $\gamma(\tau)$ es la proporción de auges de crédito no detectados, y $\bar{\gamma}$ es el valor máximo de γ admitido por la autoridad económica. Los valores de $\gamma(\tau)$ y $\phi(\tau)$ son estimados como:

$$\gamma(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^T 1\{(\hat{y}_{i,t+h}(\tau) = 0) \wedge (y_{i,t+h} = 1)\}}{T \times I}, \quad (6)$$

$$\phi(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^T 1\{(\hat{y}_{i,t+h}(\tau) = 1) \wedge (y_{i,t+h} = 0)\}}{T \times I} \quad (7)$$

Para $h \geq 0$ donde $1_{\{\cdot\}}$ es una variable indicador igual a 1 si la condición $\{\cdot\}$ se cumple, y 0 en cualquier otro caso. La cantidad $T \times I$ representa el número total de observaciones en la muestra.

2. DATOS: AUGES DE CRÉDITO Y AGREGADOS MACROECONÓMICOS

Se emplean datos trimestrales de Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú entre el primer trimestre de 1996 y el cuarto de 2011. El conjunto de variables incluye el valor contemporáneo y los primeros tres rezagos de los agregados macroeconómicos señalados por Mendoza y Terrones (2008) como relevantes en el análisis de estos episodios: variables de actividad local (producto interno bruto [PIB], inversión, consumo privado y gasto del gobierno), variables de comercio internacional (exportaciones, importaciones, términos de intercambio [TdI], tasa de cambio real [TCR], cuenta corriente), y variables del sistema financiero (precio de los activos y flujos de capital netos)¹. Este conjunto de datos considera en total 44 variables. Los valores rezagados son incluidos para capturar el proceso de construcción de los auges de crédito a lo largo del tiempo. En ejercicios específicos se incluye, adicionalmente la tasa de crecimiento de la cartera real per cápita y sus tres primeros rezagos. Este nuevo conjunto considera 48 variables.

1 El conjunto de variables no incluye la tasa de interés. La principal razón es que esta variable es muy volátil durante algunos períodos de la muestra, lo cual afecta la identificación de episodios de auge de crédito. Por ejemplo, la tasa de interés activa para Argentina entre el primer y tercer trimestres de 2002 aumentó alrededor del 60% y, después, se redujo 48% en el cuarto trimestre del mismo año. Brasil redujo su tasa de interés activa por más del 38% entre el primer trimestre de 1999 y el primero del año 2000.

Los datos son tomados de las páginas web del Fondo Monetario Internacional (FMI) y los bancos centrales² de cada uno de los países de la muestra. Las variables: PIB, inversión, consumo privado, gasto del gobierno, exportaciones, importaciones y precios de los activos son ajustadas estacionalmente y expresadas en términos reales con el índice de precios al consumidor (IPC) de cada país. La TCR corresponde a unidades de moneda nacional por derechos especiales de giro (DEG) de la canasta del FMI, la cual también es expresada en términos reales con el IPC. Los TdI son definidos como la relación entre los precios de los bienes exportados y los bienes importados. Para cada una de estas variables se calcula su componente cíclico con el filtro de Hodrick-Prescott³. La cuenta corriente y los flujos de capital neto son definidos como porcentajes del PIB. Estas variables son suavizadas con un promedio móvil no centrado de orden dos.

Para calcular los episodios de auge $y_{i,t+h}$ desde una perspectiva *ex post* se sigue la metodología descrita por Mendoza y Terrones (2008). En particular, $y_{i,t+h} = 1$ cuando el componente cíclico del crédito real per cápita⁴ es más grande que una desviación estándar de su valor histórico, y $y_{i,t+h} = 0$ en cualquier otro caso. El crédito es definido como la cartera de las instituciones financieras locales con el sector privado.

Además, esta variable es expresada en términos per cápita usando la población en edad de trabajar, deflactada con el IPC, y su componente cíclico es calculado con el filtro de Hodrick-Prescott.

El Cuadro 1 y el Gráfico 1 presentan los períodos de auge crediticio para los países de la muestra entre 1996 y 2010. En promedio, se aprecian dos episodios de auge para cada país. De hecho, se observa que los auges están agrupados en dos lapsos bien delimitados, pero sus fechas específicas y su duración cambian de un país a otro. El primer período es identificado entre 1997 y 2002. Los episodios de este grupo están generalmente asociados con el proceso de liberalización, privatización, apertura a la competencia internacional y la profundización financiera de la región durante los años noventa (Smith *et al.*, 2008). Además, estos auges preceden los períodos de recesión y crisis financieras observados en algunos países de la región (*e. g.*: Colombia en 1999, y Argentina en 2002). El segundo grupo incluye episodios detectados entre 2007 y 2008, los cuales anteceden la reciente crisis financiera internacional.

2 El Anexo 1 resume el conjunto de variables incluidas en esta investigación, la definición de cada una y su fuente específica.

3 Este filtro usa un parámetro $\lambda = 1.600$, el cual es estándar en la literatura para datos con frecuencia trimestral. Para examinar la sensibilidad de los resultados con respecto al filtro elegido y su parametrización, realizamos dos ejercicios. El primero considera el filtro de Hodrick-Prescott para varios valores de λ , mientras que el segundo está asociado con el filtro elegido (*i. e.*: Christiano-Fitzgerald y Butterworth). Estos ejercicios muestran que los resultados son poco sensibles a pequeñas variaciones de λ en el filtro de Hodrick-Prescott. Por el contrario, los períodos identificados como auge de crédito presentan cambios relevantes si las variaciones de λ son grandes o si se usan otros filtros.

4 Nótese que esta medida es calculada sobre el nivel de la variable y no sobre su tasa de crecimiento.

Cuadro 1
Períodos de auge de crédito

País	Período 1	Período 2
Argentina	IV trim. 1999 a IV trim. 2001	IV trim. 2007 a III trim. 2008
Brasil ^{a/}	II trim. 1997 a III trim. 1998 IV trim. 2000 a III trim. 2002	I trim. 2007 a IV trim. 2008
Chile	IV trim. 1996 a III trim. 1998	I trim. 2007 a III trim. 2007
Colombia	IV trim. 1997 a I trim. 1999	II trim. 2007 a IV trim. 2008
México ^{a/}	I trim. 1998 a III trim. 1998	II trim. 2007 a I trim. 2008
Perú	IV trim. 1997 a IV trim. 1999	IV trim. 2007 a I trim. 2009

a/ Aquí se considera que los auges de crédito son fenómenos económicos que duran, al menos, varios períodos. Por tanto, los episodios definidos por solo un trimestre (e. g.: primer auge de México y segundo de Brasil) han sido ampliados mediante la adición de dos períodos: uno antes y otro después de la fecha específica del episodio.

Fuente: FMI, cálculos de los autores.

Gráfico 1
Episodios pasados de auges crediticios

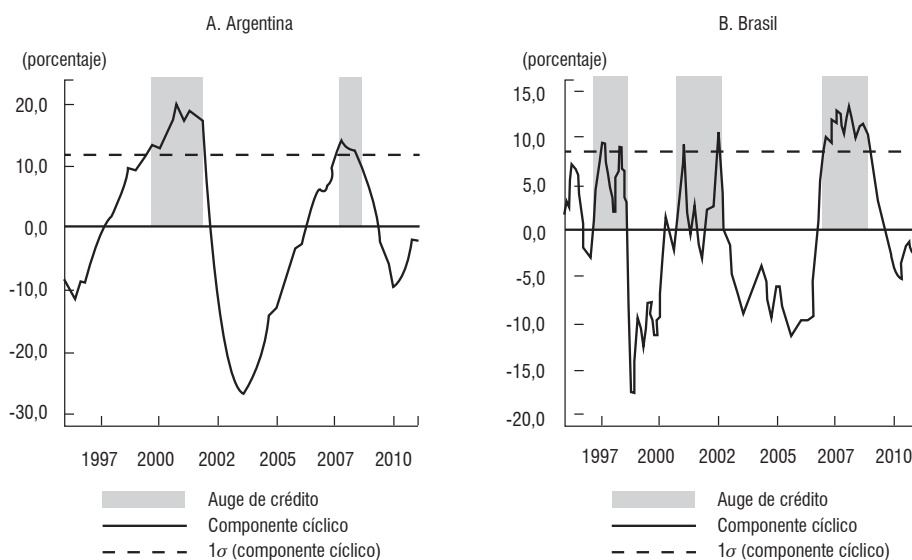
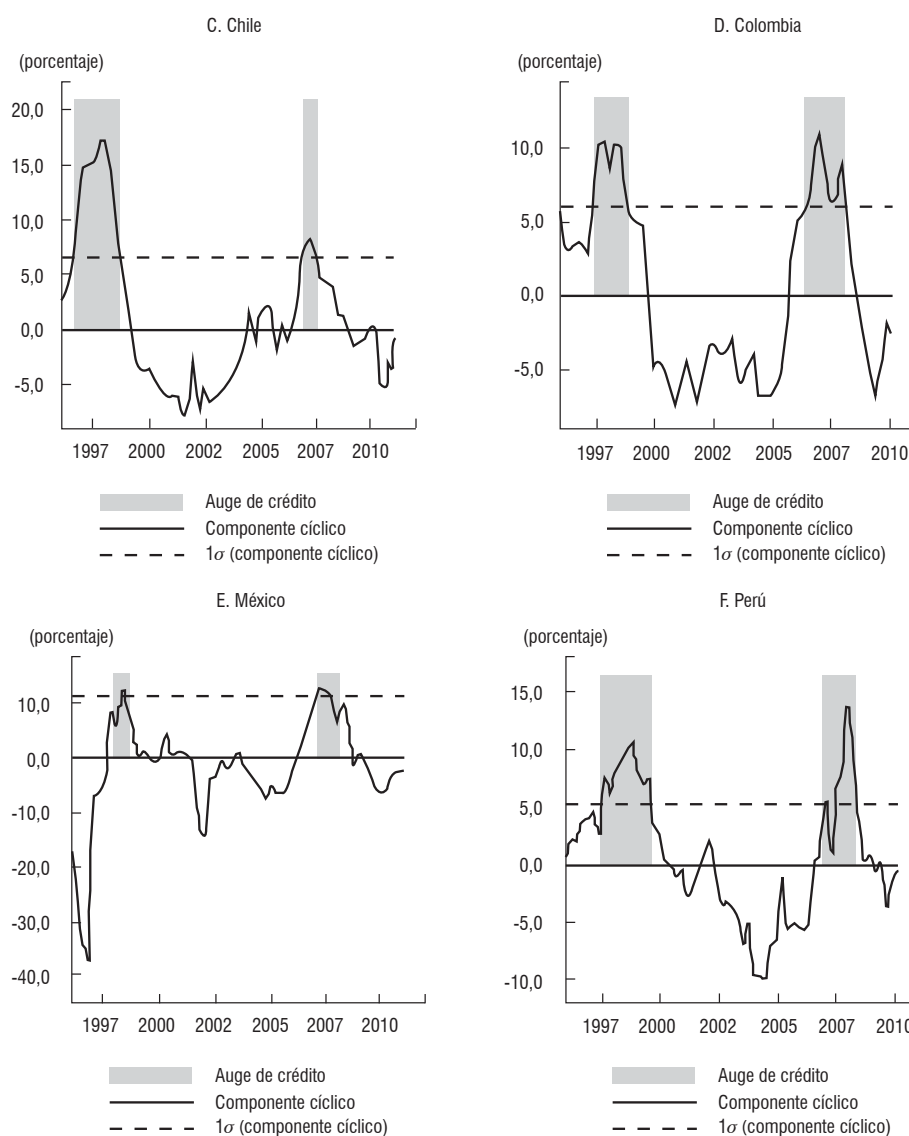


Gráfico 1 (continuación)
Episodios pasados de auges crediticos

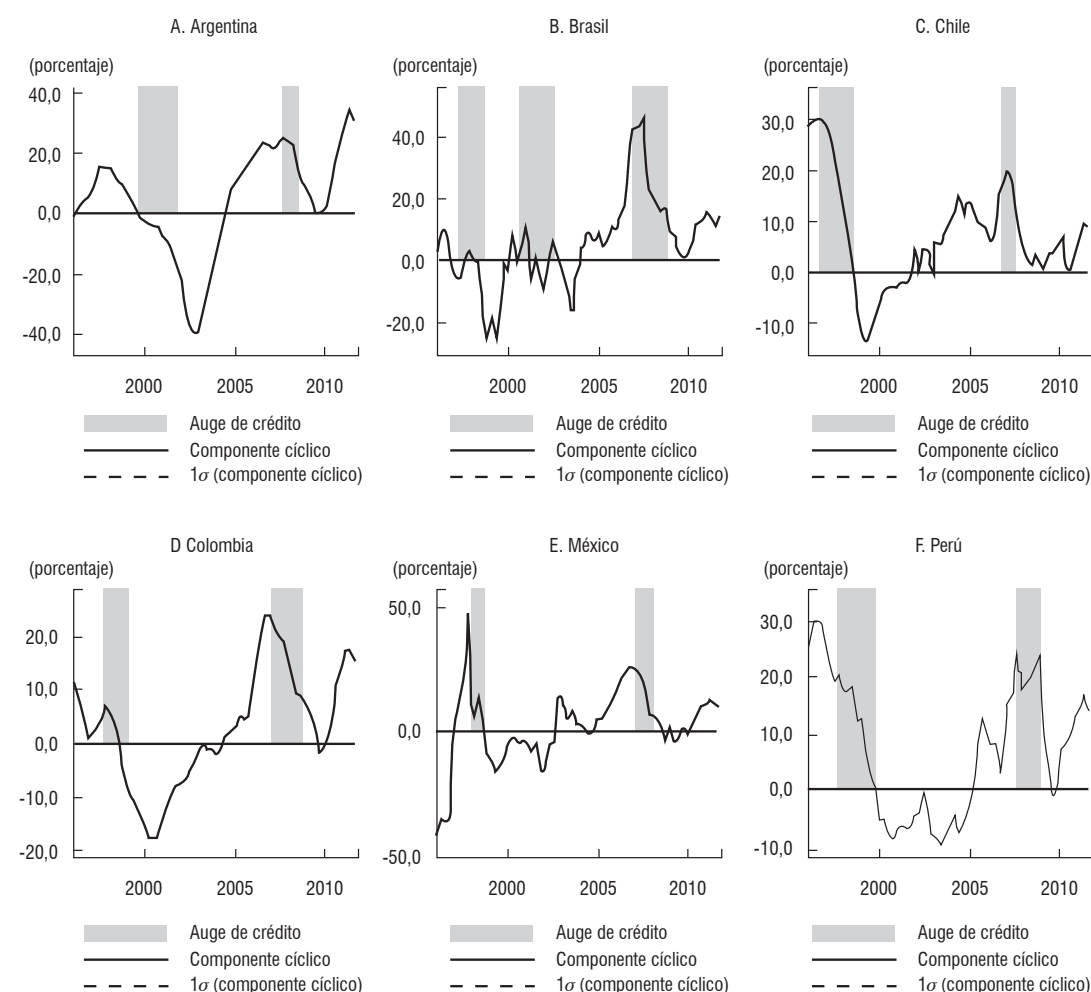


Fuente: cálculos de los autores.

El Gráfico 2 muestra la relación entre los períodos de auge (áreas grises) y la tasa de crecimiento anual del crédito (línea negra). Esta figura respalda el argumento de Terrones y Mendoza (2004), el cual señala que estos episodios son menos frecuentes que los períodos de rápido crecimiento de la cartera. Terrones y Mendoza (2004) argumentan que la tasa de crecimiento del crédito no es un indicador suficiente para identificar los auges, porque cambios de esta tasa pueden ser el resultado de otros sucesos económicos, como la profundización financiera o la recuperación después de una recesión. Este podría ser el caso de México, el cual experimentó una gran expansión del crédito entre finales de

2002 e inicios de 2003, pero no sufrió de un auge crediticio en estos períodos. Además, la mayoría de veces los auges inician una vez la tasa de crecimiento de la cartera ha alcanzado su máximo valor. Por ejemplo, en Colombia y Argentina se activa la alerta cuando la tasa de crecimiento del crédito está disminuyendo.

Gráfico 2
Tasa de crecimiento del crédito



Fuente: cálculos de los autores.

3. ANÁLISIS EMPÍRICO

En esta sección se presentan los resultados de la estimación y predicción de las probabilidades BMA⁵ de estar en un auge de crédito en el tiempo $t + h$, donde $h = 0, 1, 2$, des-

5 La estimación BMA se realiza con una cadena de Markov con 120.000 simulaciones. Los primeros 20.000 resultados de la cadena son removidos para evitar el ruido en la elección de la semilla inicial. Además, se asume

critas en la ecuación (3). El conjunto total de datos definido en la sección 2 se divide en dos partes. La primera parte de la muestra corresponde a los datos $[x_{it}, y_{i,t+h}]$ entre el primer trimestre de 1996 y el cuarto trimestre de 2010. A menos que se indique lo contrario, este conjunto de información se usa para estimar los parámetros BMA y las probabilidades de auge dentro de muestra. La segunda parte solo considera información de los agregados macroeconómicos $[x_{it}]$ durante 2011. Estos datos se usan para realizar predicciones *ex ante* y *ex post*⁶ fuera de la muestra de las probabilidades de auge de crédito.

El umbral τ es calculado como la solución al problema de minimización (5), con un valor máximo de auges no detectados, igual al 5% de las observaciones de la muestra.

En el primer ejercicio se calculan las probabilidades BMA definidas por la ecuación (3) para $h = 0$, cuando no hay efectos fijos, $\alpha_i = \alpha$, y el conjunto x_{it} no incluye la tasa de crecimiento del crédito. El Gráfico 3 muestra la estimación (línea delgada) y el pronóstico (línea gruesa) de la probabilidad. De ahora en adelante las áreas grises corresponden a los períodos de auge crediticio previamente identificados en la sección 2. El umbral (línea discontinua) es estimado en el 37%. Este gráfico exhibe un excelente ajuste de la probabilidad estimada con respecto a los auges ya identificados. Por ejemplo, en los períodos de auge se observan valores altos de la probabilidad, mientras que esta es cercana a cero cuando no hay episodios de este tipo. De hecho, la probabilidad de detectar un auge de crédito es del 79%, mientras la probabilidad de no tener falsas alarmas es del 90%.

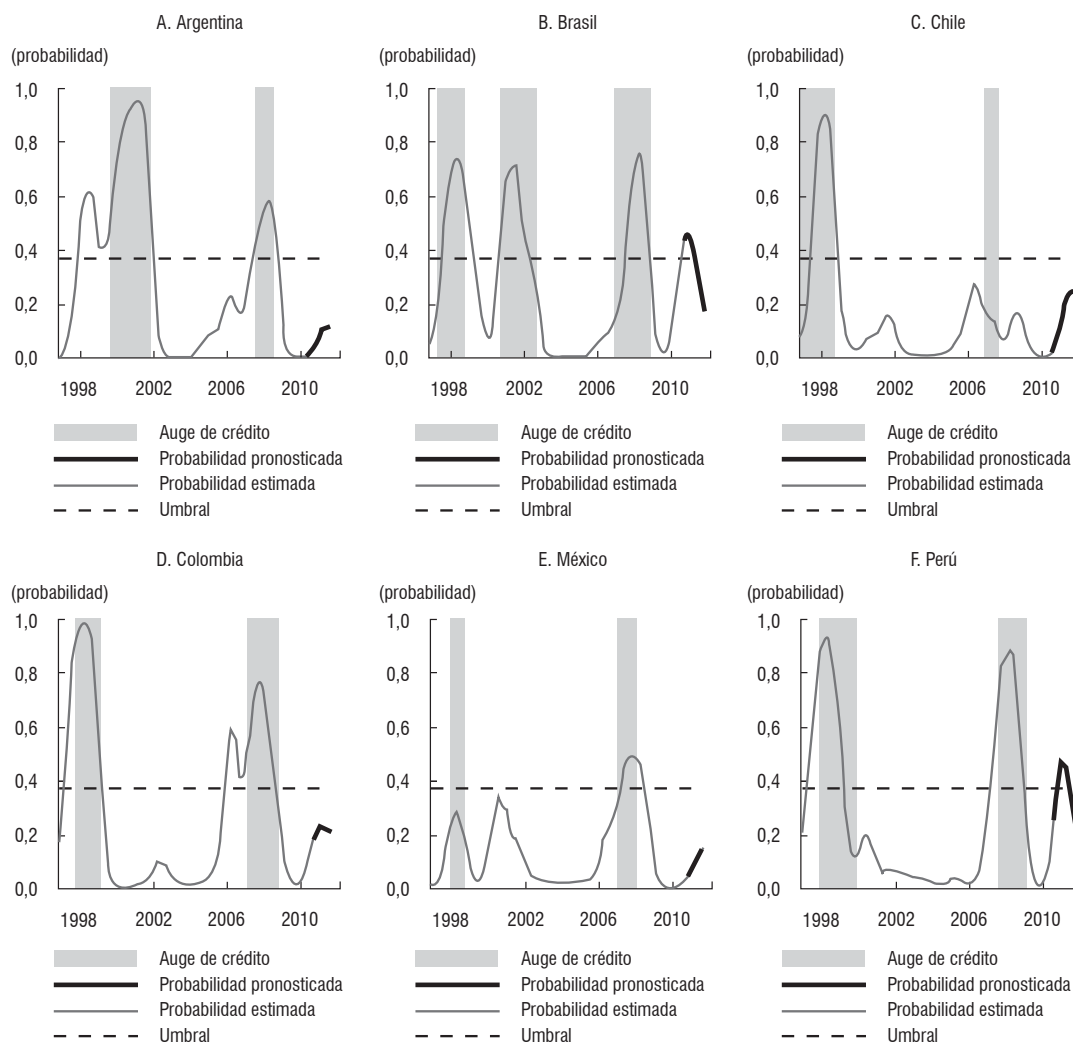
Como se puede apreciar en el Gráfico 3, el método captura la mayoría de los episodios, excepto el primero de México en 1998 y el segundo de Chile en 2007. Estos auges no detectados pueden ser el resultado de una falencia en nuestra metodología o, simplemente, el método de Mendoza y Terrones (2008) identifica de manera incorrecta estos períodos. De hecho, el primer episodio en México podría ser el resultado de un proceso de recuperación después de la crisis financiera en 1995, más que un auge de crédito.

El excelente ajuste de las probabilidades estimadas sugiere que los agregados macroeconómicos contienen información valiosa para identificar y predecir los períodos de auge. El Gráfico 3 muestra que los pronósticos de la probabilidad de estar en un auge crediticio aumentan para todos los países entre el primer y cuarto trimestres de 2011. Sin embargo, solo para Brasil y Perú las predicciones de estas probabilidades son más altas que el umbral estimado.

que la probabilidad *prior* del modelo es $p(M_k) = 1/k$, para todo $k = 1, \dots, k$, y la distribución *prior* de θ^k es $\mathcal{N}(0^k, 100 \times I^k)$, donde el vector cero 0^k y la matriz identidad I^k cambian de tamaño con el modelo M_k .

6 Los pronósticos *ex ante* corresponden a predicciones de $p(y_{i,t+h} = 1 | \theta; x_{it})$ para $h > 0$. Las probabilidades de un auge de crédito en el tiempo $t + h$, $h = [1, 2]$, son pronosticadas usando datos de variables x_i disponibles hasta el tiempo t . Por otro lado, la predicción *ex post* considera los pronósticos de $p(y_{i,t+h} = 1 | \theta; x_{it})$ para $h = 0$. La información de las variables x_i del período $t + h$ son usadas para predecir los resultados en el tiempo $t + h$ para el modelo estimado.

Gráfico 3
Probabilidad de un auge crediticio en $t + h$, $h = 0$: modelo *logit* con datos de panel



Fuente: cálculos de los autores.

La metodología BMA proporciona alguna evidencia sobre los principales factores macroeconómicos que explican los auge de crédito. El Cuadro 2 reporta la *posterior inclusion probability* (PIP)⁷ y la *sign certainty* (SIC). La PIP corresponde a la probabilidad que tiene una variable aleatoria de ser incluida en el modelo, mientras la SIC presenta la probabilidad de que el coeficiente estimado sea positivo. El valor contemporáneo y los primeros tres rezagos de cada variable se denotan como L0, L1, L2 y L3. El Panel A en el Cuadro 2 muestra las estadísticas para las variables con la PIP más alta para el modelo que no incluye la tasa de crecimiento del crédito.

7 La PIP es definida como $p(\theta_r \neq 0 | D) = \sum_{M_k} p(M_k | D)$ donde p representa la probabilidad, θ_r es el r -ésimo elemento del vector de parámetros θ ; $r = 1, \dots, R$; indexa el conjunto de parámetros; R es el número total de variables, y D denota el conjunto de datos. La variable M_k representa la k -ésimo modelo, $k = 1, \dots, K$ indexa el conjunto de modelos seleccionados, y K es el número total de modelos.

Cuadro 2
Modelo logit con datos de panel: análisis bayesiano

A. No incluye la tasa de crecimiento del crédito			B. Incluye la tasa de crecimiento del crédito		
Variable	PIP	SIC	Variable	PIP	SIC
Consumo privado, L0	0,99	0,99	Precio de los activos, L2	1,00	1,00
Precio de los activos, L1	0,99	1,00	Consumo privado, L0	0,99	1,00
TCR, L3	0,98	0,00	Tasa de crec. del crédito, L3	0,99	1,00
Flujos de capitales, L3	0,95	0,98	TCR, L3	0,97	0,00
Cuenta corriente, L3	0,85	0,08	Cuenta corriente, L3	0,95	0,03
Inversión, L3	0,82	0,98	Consumo privado, L3	0,87	0,92
Tdl, L3	0,71	0,98	Inversión, L3	0,80	0,96
TCR, L2	0,70	0,02	Gasto público, L1	0,80	0,97
Flujos de capitales, L1	0,69	0,92	Flujo de capitales, L3	0,79	0,96
Consumo privado, L3	0,68	0,86	Cuenta corriente, L0	0,73	0,13
Cuenta corriente L0	0,63	0,22	Flujos de capital, L1	0,66	0,86
Gasto público, L0	0,60	0,93	PIB, L1	0,56	0,40
Cuenta corriente L2	0,56	0,10	Gasto público, L0	0,53	0,92
Consumo privado, L1	0,53	0,97	Flujos de capital, L2	0,52	0,86
Gasto público, L1	0,51	0,95	Cuenta corriente, L2	0,50	0,07

Fuente: cálculos de los autores.

De acuerdo con la PIP, las variables más importantes en la estimación son el consumo privado (L0, L3, L1), el precio de los activos (L1), la TCR (L3, L2), los flujos de capital (L3, L1) y la cuenta corriente (L3, L0). El aumento de la relación de los flujos de capital a PIB, el componente cíclico del consumo privado y el precio de los activos tienen un efecto positivo sobre la probabilidad de estar en un auge. Por el contrario, el aumento en el componente cíclico de la TCR y la razón de la cuenta corriente a PIB reducen esa probabilidad.

Con el fin de proporcionar evidencia sobre la robustez y confiabilidad de las predicciones fuera de la muestra, se repite el ejercicio previo a partir de una nueva definición de los períodos de estimación y pronóstico. El Anexo 2 describe en detalle las características de este ejercicio y presenta sus resultados. Aunque el nuevo período de estimación solo incluye el primer conjunto de auges de crédito definidos en el Cuadro 1, el pronóstico *ex post* de la probabilidad BMA es capaz de capturar la mayoría de los episodios entre 2007 y 2008. De hecho, esta metodología predice el segundo auge de Colombia y Perú, y el tercero de Brasil.

También, se llevó a cabo un ejercicio de validación cruzada entre países. En este caso, se realiza el mismo ejercicio de estimación BMA de la probabilidad definida por la ecuación (3), pero no se consideran los datos del país (*i. e.*: la variable *dummy* y_{it} y las variables x_{it} dentro del conjunto de información). Una vez el ejercicio es efectuado, se usan los parámetros BMA estimados para calcular, la probabilidad del país *i* de estar en

un auge de crédito, empleando las variables macroeconómicas x_{it} . La estimación se realiza para cada t entre el primer trimestre de 1996 y el cuarto de 2010, y para cada uno de los países de la muestra.

El Gráfico 4 presenta la probabilidad BMA estimada (línea negra) del ejercicio de validación cruzada. Cada panel exhibe la probabilidad calculada para el país que no es incluido en la estimación. Por ejemplo, el panel A contiene la probabilidad estimada cuando los datos de ese país no son usados en el algoritmo BMA. Las probabilidades estimadas en el Gráfico 4 se ajustan muy bien a los episodios de auge ya determinados. Además, estos resultados son similares a las probabilidades presentadas en el Gráfico 3. La estructura de datos de panel en este ejercicio econométrico permite usar los parámetros estimados para calcular las probabilidades de estar en un auge crediticio en países que no fueron considerados en la estimación.

Los resultados también sugieren que los factores determinantes de tales episodios son similares entre países, y que estos elementos pueden ser capturados por la evolución de las variables macroeconómicas. Los factores comunes con mayor relevancia en la probabilidad BMA estimada en este ejercicio de validación cruzada son el componente cíclico del consumo privado y del precio de los activos, así como las razones flujos de capital/PIB y cuenta corriente/PIB. Estos resultados son acordes con la literatura reciente sobre las causas de los episodios de auge de crédito en economías emergentes, y especialmente, en países latinoamericanos. En particular, esta literatura puntualiza la importancia de los flujos de capital en el deterioro de la calidad de la cartera, el incremento en el gasto del gobierno y la formación de los auges de crédito y de las burbujas en el precio de los activos —Gavin y Hausmann (1996); Ostry (2007), Furceri *et al.* (2011); Montoro y Rojas-Suárez (2012); Montiel (2013)—.

Gráfico 4
Probabilidad de un auge de crédito en $t + h$, $h = 0$: ejercicio de validación cruzada

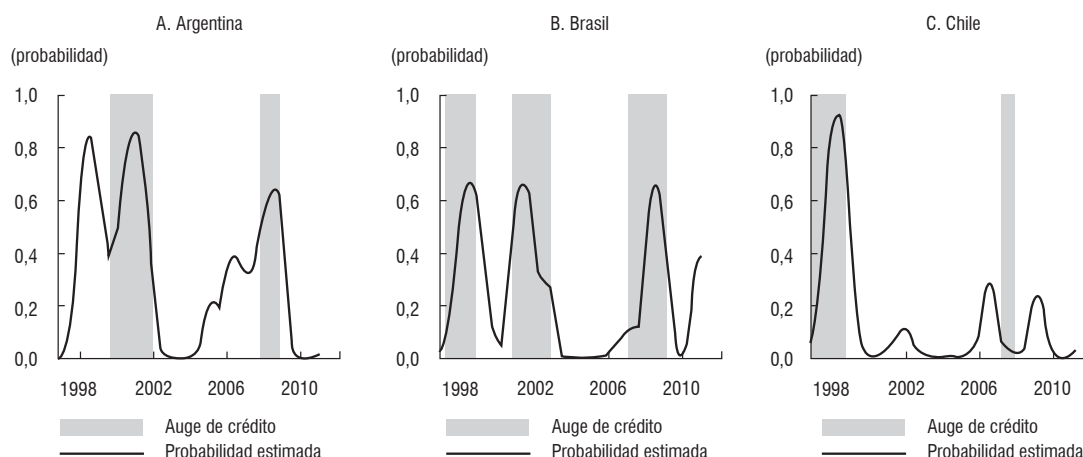
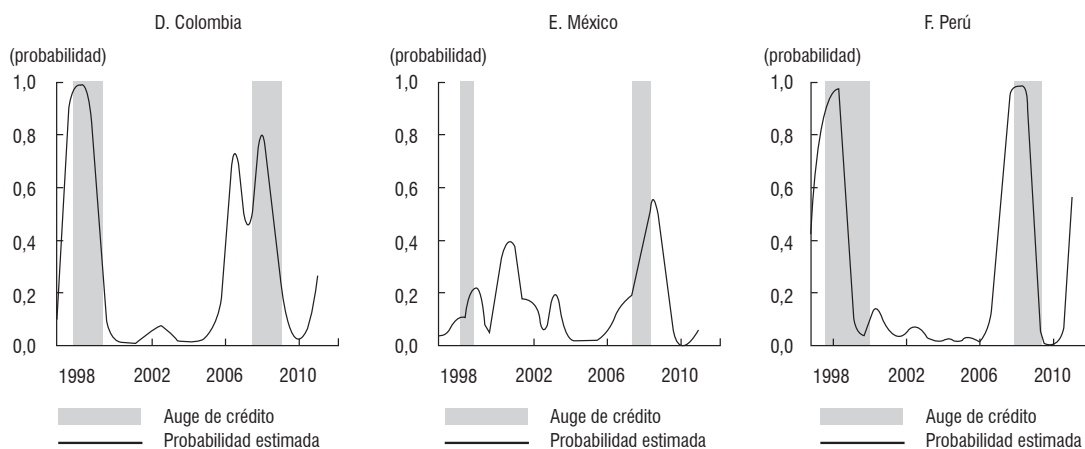


Gráfico 4 (continuación)

Probabilidad de un auge de crédito en $t + h$, $h = 0$: ejercicio de validación cruzada



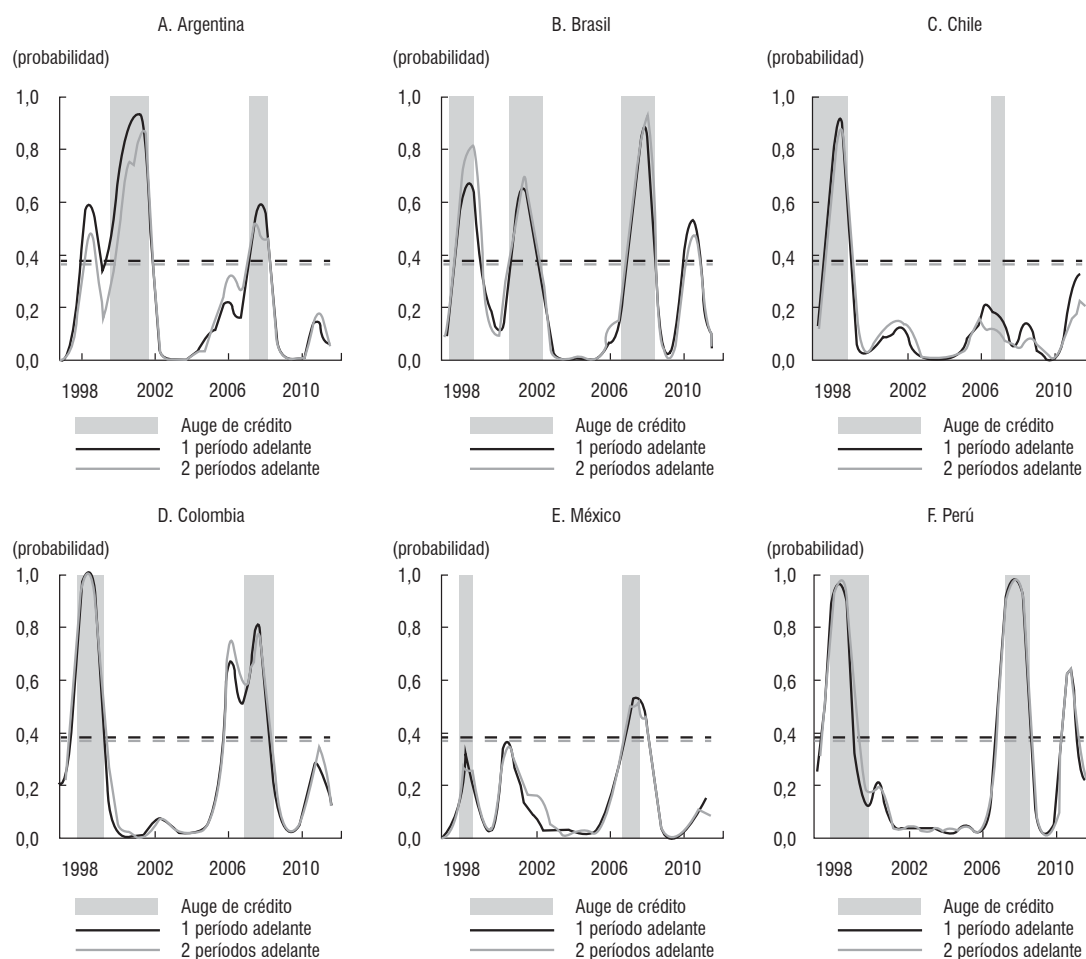
Fuente: cálculos de los autores.

Por otro lado, con el fin de valorar la utilidad de la metodología propuesta como herramienta de alerta temprana, se calculan las probabilidades BMA para $h = 1, 2$ y $\alpha_i = \alpha$. El Gráfico 5 muestra las probabilidades BMA estimadas para $h = 1$ (línea negra delgada) y $h = 2$ (línea gris delgada). Las predicciones *ex ante* (líneas gruesas) para $h = 1, 2$ también son presentadas. El umbral para $h = 1$ (línea negra punteada) y $h = 2$ (línea gris punteada) es estimado en 37,3% y 35,9%, respectivamente. En consecuencia, las probabilidades de detectar un auge de crédito en el tiempo $t + 1$ y $t + 2$ son 80% y 79,8%, mientras que las probabilidades de no tener falsas alarmas son de 90,6% y 90,4%, respectivamente. La metodología puede ser usada para detectar estos episodios de crédito con al menos seis meses de anticipación. El desempeño de este método como un indicador de alerta temprana depende de cada país y del horizonte h . Por ejemplo, las predicciones de la probabilidad permiten anticipar acertadamente todos los auges en Argentina, Colombia y Perú, y el segundo episodio de Brasil y de México. Sin embargo, el método no anticipa el primer auge de México ni el segundo de Chile. Los episodios restantes son anticipados, pero su tiempo de alerta es muy reducido.

Para determinar si la tasa de crecimiento de la cartera es un indicador suficiente en la identificación y detección temprana de los auges de crédito, se repite el ejercicio econométrico, pero en esta oportunidad esta tasa es incluida dentro del conjunto de variables explicativas. El Gráfico 6 muestra las estimaciones (línea delgada) y los pronósticos (línea gruesa) de las probabilidades. Los resultados son presentados para $h = 0$ (línea negra), $h = 1$ (línea gris oscura) y $h = 2$ (línea gris clara). Como se aprecia en el Gráfico 6, el ajuste de la estimación mejora al incluir la nueva variable. En este caso, el umbral es estimado en 38% (línea punteada), lo cual implica una probabilidad de detectar un auge del 80,3% y una probabilidad de no tener falsas alarmas del 92%. Estos valores son más altos que los estimados usando solamente los agregados macroeconómicos. Además, las probabilidades calculadas cuando $h = 1, 2$ anticipan con mayor precisión los períodos de auge de crédito. A diferencia de los resultados previos para el modelo que no incluye la tasa de crecimiento de la cartera, este nuevo

ejercicio econométrico detecta el primer auge de México (aunque débilmente). Además, las probabilidades estimadas para el segundo episodio de Argentina, de Colombia y de México son más altas.

Gráfico 5
Probabilidad de un auge de crédito en $t + h$, $h = 1, 2$: modelo *logit* con datos de panel



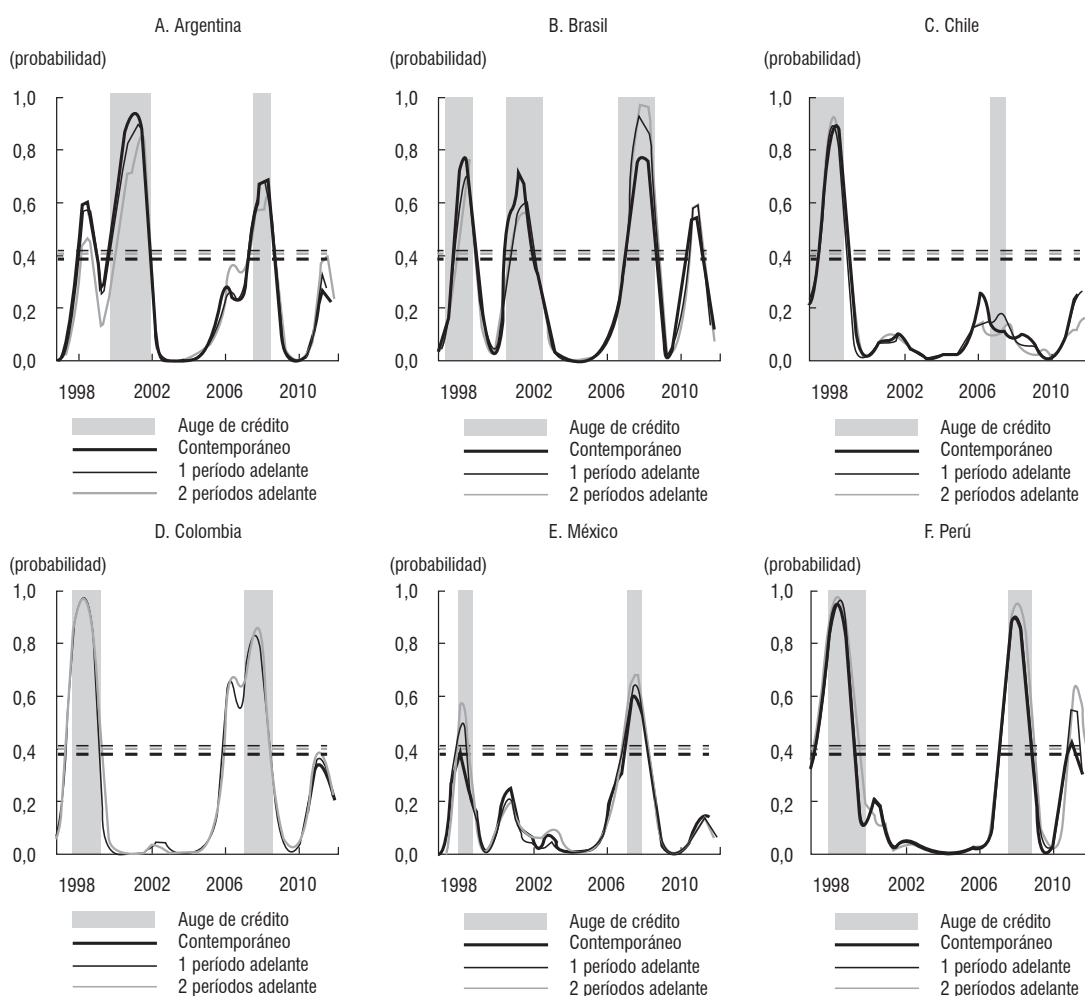
Fuente: cálculos de los autores.

El panel B en el Cuadro 2 reporta la PIP y la SIC de la estimación BMA para $h = 0$. Los resultados muestran que los agregados macroeconómicos son aún relevantes en la estimación. De hecho, las variables con la más alta PIP corresponden al precio de los activos (L2), el consumo privado (L0, L3), la tasa de crecimiento del crédito (L3), la TCR (L3) y la cuenta corriente/PIB (L3, L0). Los resultados de la estimación muestran que las variables con la PIP más alta y su signo coinciden con aquellos reportados para el ejercicio econométrico que no incluye la tasa de crecimiento del crédito dentro del conjunto de variables explicativas. No obstante, la relación flujos de capital a PIB pierde relevancia dentro de la estimación.

El Anexo 3 presenta los resultados para el modelo de regresión logística con efectos fijos, los cuales son muy similares a los reportados en esta sección. En particular, se observa que los valores de la estimación y predicción de la probabilidad de un auge de crédito para Argentina, Colombia y México son, en general, más pequeños en el modelo con efectos fijos. Por el contrario, las mismas probabilidades para Brasil son más altas.

Este resultado sugiere que las características de la economía brasileña implican una probabilidad de auge que en promedio es más grande que en el resto de la región.

Gráfico 6
Probabilidad de un auge de crédito: modelo *logit* con datos de panel (incluye la tasa de crecimiento del crédito)



Fuente: cálculos de los autores.

4. CONCLUSIONES

En este capítulo se presenta una novedosa metodología para identificar y predecir los episodios de auge de crédito a partir de variables macroeconómicas. Además, con ejercicios empíricos se ilustra que la estrategia econométrica planteada funciona como una herramienta de alerta temprana de auges, y por tanto, puede ser de bastante utilidad para las autoridades económicas.

Los resultados muestran que los agregados macroeconómicos proporcionan información valiosa para determinar la existencia de los auges de crédito, así como señales de alarma sobre la construcción de nuevos episodios en el corto plazo. Los resultados también sugieren que los factores determinantes de estos episodios entre países son similares y, por tanto, estas estimaciones pueden ser usadas para predecir los auges en países que no son considerados en la muestra. Aún si la tasa de crecimiento del crédito es incluida dentro del conjunto de variables explicativas, los agregados macroeconómicos continúan siendo relevantes para estimar y predecir los episodios de auge.

Los resultados econométricos también muestran que las probabilidades estimadas de un auge de crédito alcanzan un muy buen ajuste de los episodios previamente determinados por la metodología de Mendoza y Terrones (2008). No obstante, si la tasa de crecimiento de la cartera es incluida como una variable explicativa, el ajuste de las estimaciones y predicciones es mayor.

REFERENCIAS

- Barajas, A.; Dell’Ariccia, G.; Levchenko A. (2007). “Credit crisis: The Good, The Bad and The Ugly” (mimeo), FMI.
- Brooks, S.; Friel, N.; King, R. (2003). “Classical Model Selection Via Simulated Annealing”, *Journal of The Royal Statistical Society*, vol. 65, núm. 2, pp. 503-520.
- Cottarelli, C.; Vladkova, I.; Dell’Ariccia, G. (2005). “Early Birds, Late Risers, and Sleeping Beauties: Bank Credit Growth to The Private Sector in Central and Eastern Europe and in The Balkans”, *Journal of Banking & Finance*, vol. 29, núm. 1, pp. 83-104.
- Dell’Ariccia, G.; Igan, D.; Laeven, L. (2012). “Credit crisis and Lending Standards: Evidence From The Subprime Mortgage Market”, *Journal of Money, Credit and Banking*, vol. 44, pp. 367-384.
- Furceri, D.; Guichard, S.; Rusticelli, E. (2011). “Episodes of Large Capital Inflows and the Likelihood of Banking and Currency Crises and Sudden Stops”, working paper, núm. 865, OECD Economics Department.
- Gavin, M.; Hausmann, R. (1996). “The Roots of Banking Crises. The Macroeconomic Context”, en L. Rojas-Suárez (ed.), *Banking Crises in Latin America*, Baltimore: John Hopkins University Press.
- Gourinchas, P.; Valdes, R.; Landerretche, O. (2001). “Lending Crisis: Latin America and The World”, working paper, núm. 8249, *National Bureau of Economic Research*.
- Green, P. (1995). “Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Computation and Bayesian Model Determination”, *Biometrika*, vol. 82, núm 4, pp. 711-732.

- Green, P.; Hastie, D. (2009). “Reversible Jump MCMC”, *Genetics*, vol. 155, núm 3, pp. 1391-1403.
- Hoeting, J.; Madigan, D.; Raftery, A.; Volinsky, C. (1999). “Bayesian Model Averaging: A Tutorial”, *Statistical Science*, vol. 14, núm 4, pp. 382-417.
- Kiss, G.; Nagy, M.; Vonnák, B. (2006). “Credit Growth in Central and Eastern Europe: Convergence or Crisis?”, working paper, núm. 2006/10, The Central Bank of Hungary.
- Mendoza, E.; Terrones, M. (2008). “An Anatomy of Credit Crisis: Evidence From Macro Aggregates and Micro Data”, working paper, núm. 14049, *National Bureau of Economic Research*.
- Montiel, P. (2013). “Capital Flows: Issues and Policies”, working paper, núm. IDB-WP 411, Inter-American Development Bank.
- Montoro, C.; Rojas-Suárez, L. (2012). “Credit at Times of Stress: Latin American Lessons from the Global Financial Crisis”, working paper, núm. 370, Bank for International Settlements.
- Ostry, J. (2007). “Managing Capital Flows: What Tools to Use?”, *Asian Development Review*, vol. 29, núm. 1, pp. 83-89.
- Raftery, A. (1995). “Bayesian Model Selection in Social Research”, *Sociological Methodology*, vol. 25, pp. 111-164.
- Raftery, A.; Madigan, D.; Hoeting, J. (1997). “Bayesian Model Averaging for Linear Regression Models”, *Journal of The American Statistical Association*, vol. 92, núm. 437, pp. 179-191.
- Reinhart, C.; Kaminsky, G. (1999). “The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance of Payments Problems”, *The American Economic Review*, vol. 89, pp. 473-500.
- Smith, J.; Juhn, T.; Humphrey, C. (2008). “Consumer and Small Business Credit: Building Blocks of The Middle Class”, en J. Haar y J. Price (eds.), *Can Latin America Compete? Confronting The Challenges of Globalization*, New York: Palgrave Macmillan.
- Terrones, M.; Mendoza, E. (2004). “Are Credit crisis in Emerging Markets A Concern?”, en *World Economic Outlook*, Washintong, D. C.: FMI, cap. IV, pp. 147-166.
- Williams, G. (2012). “Beyond the Credit crisis: Why Investing in Smaller Companies is Not Only Responsible Capitalism but Better for Investors Too”, working paper, núm. 2012/02, The Institute for Public Policy Research.

ANEXO 1

Cuadro A1.1
Descripción de los datos: variables macroeconómicas

Variable	Definición	Fuente
Crédito	Cartera del sector privado con corporaciones e instituciones financieras, expresada en términos per cápita con la población en edad de trabajar ^{a/}	Fondo Monetario Internacional (FMI)
PIB	Producto interno bruto ^{a/}	FMI
Consumo privado	Gasto de los hogares en consumo ^{a/}	FMI
Inversión	Formación bruta de capital fijo ^{a/}	FMI
Gasto público	Gasto del Gobierno ^{a/}	FMI
Importaciones	Importaciones (<i>free on board</i>) ^{a/}	FMI
Exportaciones	Exportaciones (<i>free on board</i>) ^{a/}	FMI
Tasa de cambio	Tasa de cambio, moneda nacional a DEG ^{b/}	FMI
Términos de intercambio	Términos de intercambio	Bancos centrales
Precio de los activos	Índice de precios de las acciones ^{b/}	FMI
Cuenta corriente	Cuenta corriente neta como porcentaje del PIB	Bancos centrales
Flujos de capital	Cuenta de capital y financiera neta como porcentaje del PIB	Bancos centrales

a/ La variable es ajustada estacionalmente y expresada en términos reales.

b/ La variable está definida en términos reales.

Nota: las variables nominales son expresadas en términos reales utilizando el IPC.

Fuente: elaborado por los autores.

ANEXO 2

EJERCICIO DE PRONÓSTICO FUERA DE MUESTRA

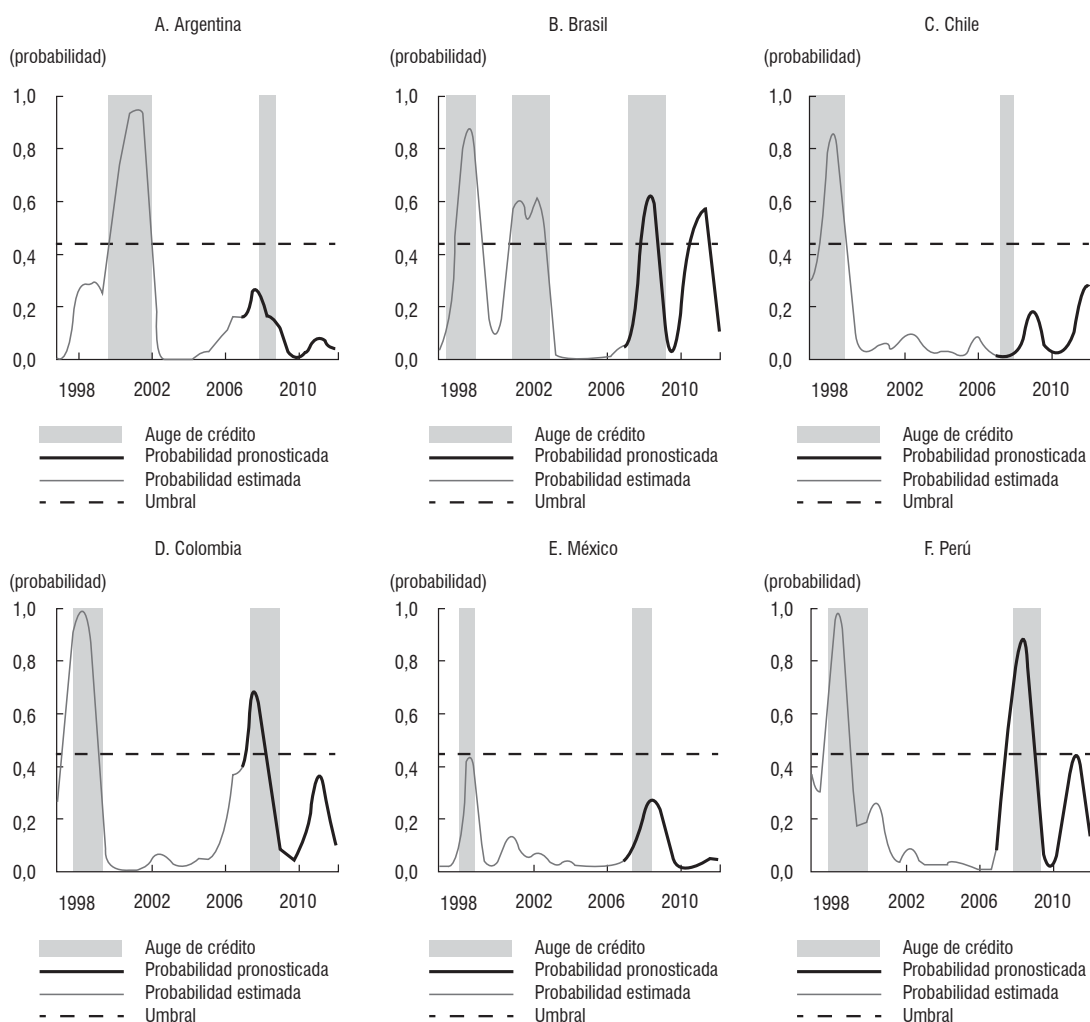
Este ejercicio estima la probabilidad BMA dada por la ecuación (3) para $h = 0$ y $\alpha_i = \alpha$. En particular, se redefinen tanto el período de estimación como el período de predicción fuera de la muestra. El primero considera el conjunto de datos $[x_{it}, y_{i,t+h}]$ entre el primer trimestre de 1996 y el cuarto de 2006. Como se mencionó en la sección 3, este nuevo período de estimación supone que la variable *dummy* $y_{i,t+h}$ solamente captura el primer conjunto de los auges de crédito del Cuadro 1.

El objetivo de este nuevo ejercicio es predecir las probabilidades BMA de un auge crediticio entre el primer trimestre de 2007 y el cuarto de 2011, a partir del conjunto de

parámetros BMA estimados y el valor de las variables macroeconómicas en ese período. Una vez las probabilidades son calculadas, su valor es comparado con el umbral estimado y el segundo conjunto de auge previamente definido en el Cuadro 1.

El Gráfico A2.1 presenta el valor estimado (línea delgada) y el pronóstico (línea gruesa) de las probabilidades de auge. El umbral (línea discontinua) es estimado en un 45%, y los episodios son representados por áreas grises. Los resultados muestran un buen ajuste de los pronósticos fuera de la muestra con respecto a auge de crédito identificados. De hecho, este ejercicio es capaz de recuperar la mayoría de los episodios entre 2007 y 2008. En particular, el modelo predice el segundo auge de Colombia y de Perú, y el tercero de Brasil. Aunque la metodología, aún con los nuevos períodos muestrales, no predice el segundo episodio de Argentina ni el de Chile, sí se aprecia un aumento substancial en el pronóstico de las probabilidades para este período en esos dos países.

Gráfico A2.1
Probabilidad de un auge de crédito en $t + h$, $h = 0$ evaluación de pronóstico fuera de la muestra



Fuente: cálculos de los autores.

ANEXO 3

ANÁLISIS EMPÍRICO: MODELO LOGIT CON DATOS DE PANEL Y EFECTOS FIJOS

En el segundo conjunto de ejercicios, se calculan las probabilidades BMA definidas en la ecuación (3) para un modelo con efectos fijos. El Gráfico A3.1 presenta los resultados: estimaciones (línea delgada) y pronósticos (línea gruesa) para $h = 0$ (línea negra), $h = 1$ (línea gris oscura) y $h = 2$ (línea gris clara). El conjunto de datos no incluye la tasa de crecimiento del crédito. Al igual que los resultados reportados en el Gráfico 3, las nuevas estimaciones proporcionan una clara identificación de los episodios de auge. En este modelo con $h = 0$ el umbral estimado es del 39%, la probabilidad de detectar un auge es del 79% y la probabilidad de no tener falsas alarmas es del 92%. Todos los episodios son identificados, excepto por el primero en México y el segundo en Chile.

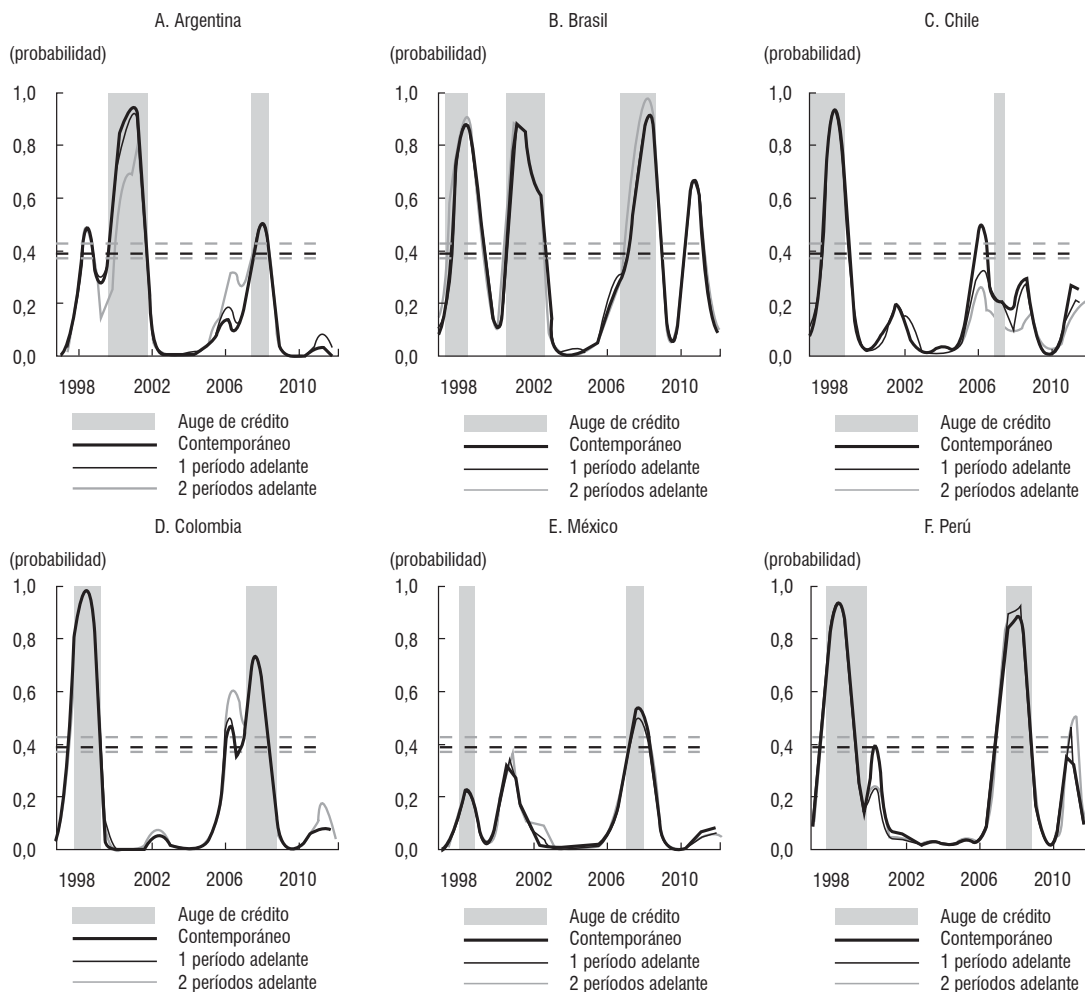
En general, las probabilidades BMA para $h = 1, 2$ anticipan los episodios de auge. En particular, el indicador de alerta temprana anticipa el primer auge de Brasil, de Colombia, de Perú y de Argentina; sin embargo, el modelo tiene dificultades para generar una alerta sobre el primer episodio de Chile en 1997.

Con respecto al indicador PIP, el panel A en el Cuadro A3.1 muestra que las variables con los valores más altos son los componentes cíclicos del consumo privado (L0, L1), del precio de los activos (L1), de la TCR (L3, L2), de la inversión (L3) y del gasto público (L0). Sin embargo, agregados macroeconómicos, como la relación de los flujos de capital a PIB y la de la cuenta corriente a PIB, ya no están dentro de las variables más relevantes dentro de esta herramienta de alerta temprana. Estos resultados sugieren que la contribución de estas variables dentro de la estimación es ahora capturada por el efecto fijo de cada país.

En un ejercicio final, se calculan de nuevo las probabilidades BMA, considerando un modelo con efectos fijos e incluyendo la tasa de crecimiento del crédito dentro del conjunto de variables explicativas. El Gráfico A3.2 muestra las probabilidades estimadas y sus pronósticos fuera de la muestra para $h = 0$ (línea negra), $h = 1$ (línea gris oscura) y $h = 2$ (línea gris clara). Similar a los resultados anteriores, la línea delgada representa los valores estimados, mientras la línea gruesa ilustra los pronósticos. En general, los resultados se mantienen con respecto a aquellos de ejercicios previos; no obstante, dicho gráfico muestra que el ajuste de los episodios de auge mejora cuando se incluye la tasa de crecimiento. El umbral estimado es 46,2%, y así, la probabilidad de detectar un auge es 79%, mientras la probabilidad de no tener falsas alarmas es 96,5%. Los resultados de la estimación para $h = 1, 2$ anticipan mucho mejor los eventos de auge. A diferencia de los resultados del modelo sin tasa de crecimiento del crédito, las probabilidades estimadas para el segundo auge de Colombia y de México son más altas.

Las principales estadísticas de la estimación para $h = 0$ son reportadas en el panel B del Cuadro A3.1. Los resultados muestran que los agregados macroeconómicos son relevantes en la estimación, aún si la tasa de crecimiento de la cartera se adiciona al conjunto de variables explicativas del modelo. Las variables con la PIP más alta son los precios de los activos (L1), la inversión (L2), la tasa de crecimiento del crédito (L3), el consumo privado (L0) y la TCR (L3). Estas variables y su signo coinciden con los resultados previos. El efecto de los agregados macroeconómicos tal como las relaciones de los flujos de capital a PIB y de la cuenta corriente a PIB, es capturado de nuevo por el efecto fijo de cada país.

Gráfico A3.1
Probabilidad de un auge de crédito: modelo *logit* con efectos fijos y datos de panel



Fuente: cálculos de los autores.

Cuadro A3.1
Modelo *logit* con datos de panel y efectos fijos: análisis bayesiano

Cuadro 2					
Modelo <i>logit</i> con datos de panel: análisis bayesiano					
A. No incluye la tasa de crecimiento del crédito			B. Incluye la tasa de crecimiento del crédito		
Variable	PIP	SIC	Variable	PIP	SIC
Consumo Privado, L0	1,00	1,00	Precio de los activos, L1	1,00	1,00
Precio de los activos, L1	0,99	1,00	Inversión, L2	1,00	0,95
Inversión, L3	0,98	1,00	Tasa de crec. del crédito, L3	1,00	1,00
TCR, L3	0,94	0,01	Consumo privado, L0	1,00	1,00

Cuadro A3.1 (continuación)

Modelo *logit* con datos de panel y efectos fijos: análisis bayesiano

Cuadro 2					
Modelo <i>logit</i> con datos de panel: análisis bayesiano					
A. No incluye la tasa de crecimiento del crédito			B. Incluye la tasa de crecimiento del crédito		
TCR, L2	0,94	0,02	TCR, L3	0,99	0,00
Gasto público, L0	0,75	0,96	Inversión, L3	0,96	0,98
Consumo privado, L1	0,74	0,99	Tasa de crec. del crédito, L2	0,94	0,99
Cuenta corriente, L2	0,67	0,09	Gasto público, L3	0,90	0,95
Gasto público, L1	0,59	0,95	TCR, L2	0,90	0,02
Cuenta corriente, L1	0,57	0,28	Gasto público, L1	0,81	0,97
Cuenta corriente, L3	0,57	0,09	Gasto público, L0	0,81	0,97
PIB, L0	0,56	0,68	Tasa de crec. del crédito, L1	0,79	0,95
Cuenta corriente, L0	0,56	0,32	Cuenta corriente, L0	0,78	0,13
Flujos de capital, L1	0,54	0,85	Cuenta corriente, L1	0,73	0,16
Flujos de capital, L3	0,53	0,94	Cuenta corriente, L2	0,63	0,05

Fuente: elaboración de los autores.

Gráfico A3.2

Probabilidad de un auge de crédito: modelo *logit* con efectos fijos y datos de panel (incluye la tasa de crecimiento del crédito)

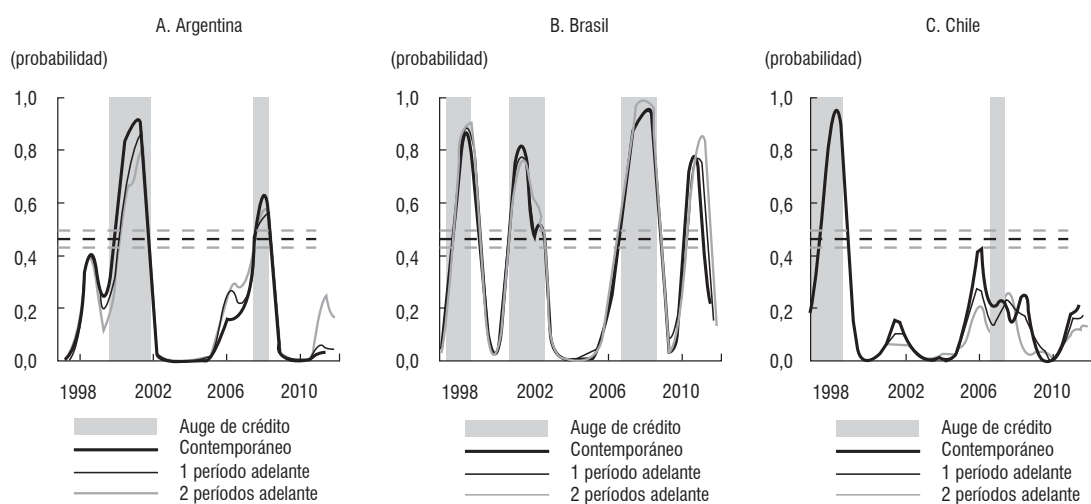
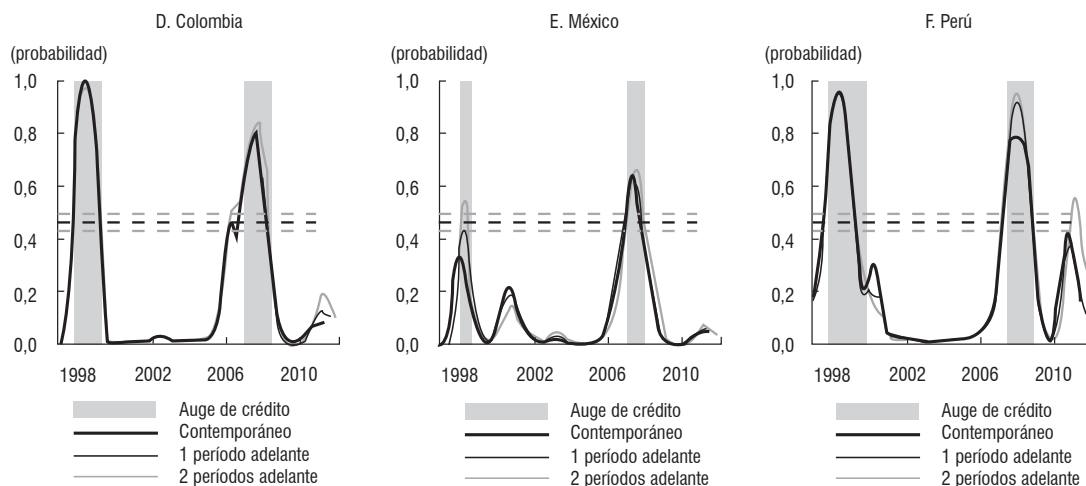


Gráfico A3.2 (continuación)

Probabilidad de un auge de crédito: modelo *logit* con efectos fijos y datos de panel (incluye la tasa de crecimiento del crédito)



Fuente: cálculos de los autores.