



# Fragilidad Bancaria en Colombia: Un Análisis Basado en las Hojas de Balance<sup>1</sup>

Ignacio Lozano<sup>2</sup>  
iiozanes@banrep.gov.co

Alexander Guarín<sup>3</sup>  
aguarilo@banrep.gov.co

Banco de la República, Bogotá, Colombia.

En este documento se estudia la relación empírica entre las fuentes de fondeo del crédito y la vulnerabilidad financiera del Sistema Bancario Colombiano. El trabajo propone la estimación bayesiana de modelos de regresión logística para identificar y predecir episodios de fragilidad bancaria asociados con las fuentes tradicionales y no tradicionales, que utilizan los bancos para proveer crédito. En particular, el ejercicio estima la probabilidad de que se presenten eventos de fragilidad tanto para el sistema bancario agregado como para los bancos individuales con datos mensuales de las hojas de balance para el periodo 1996-2013. Los resultados muestran que el creciente uso de los recursos no tradicionales para fondear el crédito, especialmente en sus fases de expansión, son fuente potencial de fragilidad financiera. Por consiguiente, el monitoreo a dichos recursos, a través de la técnica propuesta, proporciona una herramienta para detectar esos eventos.

*Palabras Clave:* ciclo del crédito, estabilidad financiera, hoja de balance, modelo de regresión logística, promedio Bayesiano de modelos.

*Códigos JEL:* C11, C23, C52, C53, G01, G20, G21

---

<sup>1</sup> Este documento se benefició de comentarios valiosos de un referee anónimo. Los autores expresan su gratitud a Aura García por su asistencia excepcional en el trabajo de investigación, y a Camila Londoño, Diego Martínez y Javier Beltrán por su ayuda en el manejo de las bases de datos. Las opiniones expresadas son de los autores y no representan necesariamente las del Banco de la República ni las de su Junta Directiva. Como es usual, todos los errores y omisiones son responsabilidad de los autores.

<sup>2</sup> Investigador Principal, Unidad de Investigaciones, Banco de la República.

<sup>3</sup> Investigador, Departamento de Modelos Macroeconómicos, Banco de la República.

# 1 Introducción

Desde la crisis financiera de 2007, los tópicos asociados a la estabilidad financiera han recobrado importancia especialmente para el diseño de las políticas macroprudenciales. La comprensión de la estructura de fondeo de los préstamos bancarios, los riesgos asociados, el papel del apalancamiento y la identificación temprana de los booms de crédito y sus determinantes, por ejemplo, son cruciales para las autoridades económicas, cuando intentan anticipar episodios de fragilidad y crisis financieras. Para la economías emergentes, estos temas son particularmente relevantes, entre otras cosas, por su mayor integración a los mercados globales.

La literatura empírica sobre estabilidad financiera es muy amplia y abarca un sinnúmero de temas. Por ejemplo, la dinámica del crédito, la medición del ciclo financiero y su relación con las crisis bancarias ha sido analizada por Gourinchas et al (2001), Cerra y Saxena (2008), Jordá y Taylor (2012), Schularick y Taylor (2012) y Borio (2012). A su vez, el vínculo entre los ciclos de crédito y los agregados macroeconómicos ha sido explorado recientemente por Mendoza y Terrones (2008), Hume y Sentance (2009), Bordo y Haubrich (2010), Reinhart y Reinhart (2010), Claessens y Terrones (2012) y Bruno y Shin (2013). Otra parte de la literatura se ha concentrado en la construcción de indicadores de alerta temprana de booms de crédito y crisis bancarias (e.g. Goldstein y Reinhart (2000), Frankel y Saravelos (2010), Drehmann et al. (2012), Guarín et al. (2014) y Greenwood y D. (2012)). Sobre estos temas llama la atención que los indicadores son construidos usando, por lo general, información del lado activo de la hoja de balance, es decir, sobre los recursos que los intermediarios prestan a las firmas y a los hogares.

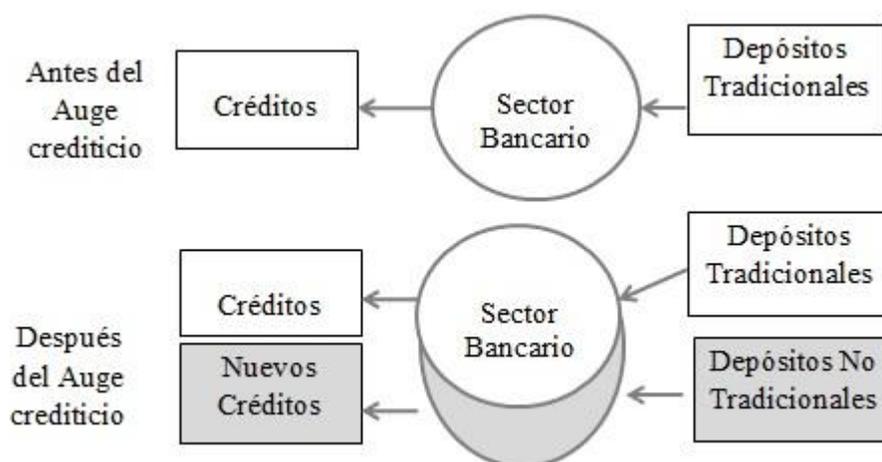
En años recientes han surgido algunos trabajos que asocian la estabilidad financiera con la dinámica de las fuentes de fondeo del sistema bancario (e.g. Damar y Terajima (2010), Huang y Ratnovski (2010), Shin y Shin (2011), Hahm et al. (2012) y Hahm y Shin (2012)). Se argumenta que, en los periodos de rápido crecimiento del crédito, las fuentes de fondeo tradicionales (*los depósitos de los ahorradores*) no son suficientes para cubrir la demanda por préstamos bancarios. Como resultado, los bancos hacen uso de las fuentes de fondeo no tradicionales (e.g. *Crédito externo, emisión de bonos y fondos interbancarios*), como fuentes complementarias.

En particular Shin y Shin (2011), Hahm et al. (2012) y Hahm y Shin (2012) señalan que, en economías emergentes con mercados de capitales abiertos (como Corea), las obligaciones de corto plazo con entidades del exterior y los préstamos en el mercado interbancario han llegado a ser fuentes relevantes de recursos no tradicionales, en ciertas fases del ciclo financiero. Además, se ofrece evidencia que indica que el uso creciente de estos recursos aumenta la vulnerabilidad de los intermediarios financieros locales.

Desde otra perspectiva, Hahm et al. (2012) y Hahm y Shin (2012) muestran que la composición de los pasivos bancarios podría proporcionar señales valiosas sobre el origen de los auges del crédito, la fragilidad financiera y las crisis bancarias. Así, tendencias crecientes del uso de recursos no tradicionales para fondear el crédito aumentan la exposición al riesgo del sistema bancario. Por consiguiente, el tamaño de los pasivos no tradicionales podría reflejar la dinámica del ciclo financiero y el grado de vulnerabilidad

frente a las reversiones del ciclo. Para ilustrar el caso, la figura 1 representa la hoja de balance del sector bancario antes y después de un boom de crédito. Claramente, esta figura destaca el origen de vulnerabilidades financieras asociadas con el crecimiento del fondeo con recursos no tradicionales.

Figura 1: Los Booms de Crédito Financiados por Fondos No Tradicionales



Fuente: Adaptado de Hahm et al. (2012)

La revisión de la literatura también indica que la exploración empírica de estas ideas en las economías emergentes ha sido muy limitada. Aparte del caso de Corea, prácticamente no se ha evaluado en otros mercados la relación que podría existir entre las fuentes de fondeo y la fragilidad de los bancos. No se debe olvidar que Corea es un caso particular dentro de los países emergentes, por la profundidad de su sistema financiero y su grado de integración, cuyos fondos no tradicionales provienen principalmente del crédito externo. En el caso de economías menos abiertas y de menor profundidad, como la Colombiana, otro tipo de recursos no tradicionales podrían emerger, como los bonos, los depósitos institucionales hechos por otros intermediarios y las operaciones interbancarias.

A partir de la discusión previa, el objetivo principal de este documento es estudiar la relación empírica entre las fuentes de fondeo del crédito y la vulnerabilidad del sistema bancario Colombiano. Esta relación se analiza mediante un ejercicio empírico que estima la probabilidad de estar en una situación de fragilidad bancaria como una función de las fuentes de fondeo. Los ejercicios econométricos se llevan a cabo usando un promedio Bayesiano de modelos de regresión logística de una variable dummy de riesgo financiero, en términos de los recursos de fondeo tradicionales y no tradicionales. La variable dummy resume la información de cuatro riesgos distintos: crédito, rentabilidad, solvencia y liquidez. Las estimaciones se efectúan usando datos mensuales de la hoja de balance del

sector bancario agregado y de 12 bancos individuales de Colombia entre 1996 y 2013.

Nuestros resultados muestran que el creciente uso de fondos no tradicionales para sostener la expansión del crédito, conduce a episodios de fragilidad bancaria. Dentro de estos, los recursos provenientes del crédito externo, las operaciones interbancarias y la liquidación de inversiones de portafolio son relevantes para la identificación de la mayoría de estos episodios. Por lo tanto, el seguimiento de las fuentes de fondeo del crédito en un escenario de políticas macroprudenciales ofrece una herramienta valiosa para prevenir eventos de crisis financieras.

El resto de este documento se organiza como sigue. La sección 2 presenta los hechos estilizados de la dinámica del crédito en Colombia y sus fuentes de fondeo. La sección 3 explica la construcción de nuestra medida de fragilidad financiera, mientras en la sección 4 se muestran los detalles de la técnica econométrica. En la sección 5, se presentan los principales resultados. Finalmente, la sección 6 ofrece algunas conclusiones.

## 2 Fuentes de Fondeo de los Préstamos Bancarios

### 2.1 Enfoque Contable

Para motivar la relación que puede existir entre las fuentes de fondeo del crédito y la fragilidad bancaria, partimos de la identidad contable de la hoja de balance y adaptamos algunas de las ideas desarrolladas por Shin y Shin (2011). Por el lado de los agentes que participan en el mercado financiero, se considera un sistema que incluye prestatarios (empresas domésticas y hogares), prestamistas (hogares los cuales ofrecen recursos tradicionales), bancos (encargados de canalizar recursos de los prestamistas hacia los prestatarios), y otros acreedores (intermediarios locales y externos) cuya función es proporcionar recursos no tradicionales al sector bancario local.

Para escribir la identidad contable del sistema, se asume que existen  $n$  bancos locales (indexados por  $1, 2, 3, \dots, n$ ), y que el sector acreedor de los hogares es representado por  $n + 1$ . El otro sector acreedor (i.e. otros intermediarios domésticos y externos) es indexado por  $(n + 2)$ . El banco  $i$  tiene tres tipos de activos: préstamos a usuarios finales ( $y_i$ ), un portafolio de títulos domésticos ( $s_i$ ), y préstamos a otros prestamistas los cuales podrían ser agencias dentro del sector bancario y otros intermediarios (locales y externos). Los préstamos interbancarios son denotados por  $\sum x_j \pi_{ji}$ <sup>4</sup>, donde  $x_j$  representa la deuda total del banco  $j$  y  $\pi_{ji}$  es la participación de la deuda del banco  $j$  en poder del banco  $i$ . Note por tanto que  $\pi_{j,n+1}$  es la participación de los pasivos del banco  $j$  en poder del sector prestatario de los hogares (e.g. en la forma de depósitos tradicionales), mientras  $\pi_{j,n+2}$  es la parte de los pasivos del banco  $j$  en poder de otros prestatarios (e.g. en la forma de recursos no tradicionales). Suponemos también que los agentes  $n + 1$  y  $n + 2$  no se apalancan, por lo que  $x_{n+1} = x_{n+2} = 0$ .

La identidad de la hoja de balance para el banco  $i$  está dada por

---

<sup>4</sup> Note que para  $i = j$ , los préstamos interbancarios son iguales a cero.

$$y_i + s_i + \sum_{j=1}^n x_j \pi_{ji} = x_i + e_i, \quad (1)$$

que implica que los activos totales (lado izquierdo de 1) son iguales a los pasivos ( $x_i$ ) más el patrimonio ( $e_i$ ).

A partir de la agregación de los bancos, la Ecuación (1) puede ser expresada como

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n x_i - \sum_{i=1}^n s_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_j \pi_{ji} + \sum_{i=1}^n e_i. \quad (2)$$

Si los pasivos,  $x_i$ , son divididos en depósitos tradicionales  $rd_i$  (*retail deposits*) y pasivos no tradicionales  $wl_i$  (*wholesale liabilities*) la Ecuación (2) es escrita como

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n rd_i + \sum_{i=1}^n wl_i - \sum_{i=1}^n s_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_j \pi_{ji} + \sum_{i=1}^n e_i. \quad (3)$$

Al considerar los pasivos interbancarios, los cuales están implícitamente dentro los pasivos no tradicionales, y los activos interbancarios, (ambos en el lado derecho de la Ecuación (3)), es posible calcular las operaciones interbancarias netas como parte de los recursos de fondeo no tradicionales,  $wf$ , ( $wf_i = wl_i - \sum_{j=1}^n x_j \pi_{ji}$ ). Luego la Ecuación (3) se reescribe como

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n rd_i + \sum_{i=1}^n wf_i - \sum_{i=1}^n s_i + \sum_{i=1}^n e_i. \quad (4)$$

El lado izquierdo de la Ecuación (4) representa los préstamos totales otorgados por el sistema bancario a los usuarios finales. Las fuentes de fondeo disponibles son descritas en el lado derecho de la ecuación. Shin y Shin (2011) enfatizan que la fragilidad financiera está asociada con fuentes de fondeo del crédito, donde los depósitos tradicionales,  $rd$ , son típicamente los más importantes. Sin embargo, como se mencionó previamente, en los episodios de auge del crédito, esa fuente de recursos no es suficiente para atender la demanda por préstamos. En consecuencia, los bancos buscan acceso a los llamados recursos no tradicionales,  $wf$ , provenientes de otro tipo de agentes (intermediarios locales y externos). Más allá de lo que la literatura reciente ha señalado, deseamos llamar la atención sobre dos posibles fuentes para el fondeo de los préstamos. La primera corresponde a la liquidación de inversiones,  $s$ , para el caso de bancos que poseen títulos en sus portafolios. La segunda proviene del patrimonio,  $e$ , en particular, de aquellos recursos que exceden los niveles de reserva requeridos.

En la siguiente sección se mostrará que los riesgos bancarios podrían ser exacerbados cuando los préstamos aumentan aceleradamente (el término  $y$  en la ecuación), incrementando así la vulnerabilidad bancaria. Dado que el término  $y$  está altamente correlacionado con los riesgos, especialmente en episodios de auge de crédito, se emplearán las variables del lado derecho de la Ecuación (4) justamente para evaluar la fragilidad bancaria.

## 2.2 Fuentes Tradicionales y No Tradicionales

Los pasivos totales de la hoja de balance del sistema bancario se agrupan en dos categorías: los depósitos tradicionales y los fondos no tradicionales. En principio, los depósitos tradicionales son los pasivos de un banco con acreedores domésticos no bancarios. La evidencia internacional muestra que estos recursos son la fuente predominante de fondeo de los bancos y los que crecen en línea con la riqueza agregada de los hogares ((Hahm et al (2012) y Shin y Shin (2011)). Las cuentas contenidas dentro de los depósitos tradicionales podrían ser identificadas siguiendo el criterio tradicional de clasificación de los agregados monetarios. Los depósitos tradicionales incluirían, por consiguiente los depósitos en cuenta corriente, de ahorro, depósitos a plazo, y los restantes depósitos minoritarios.

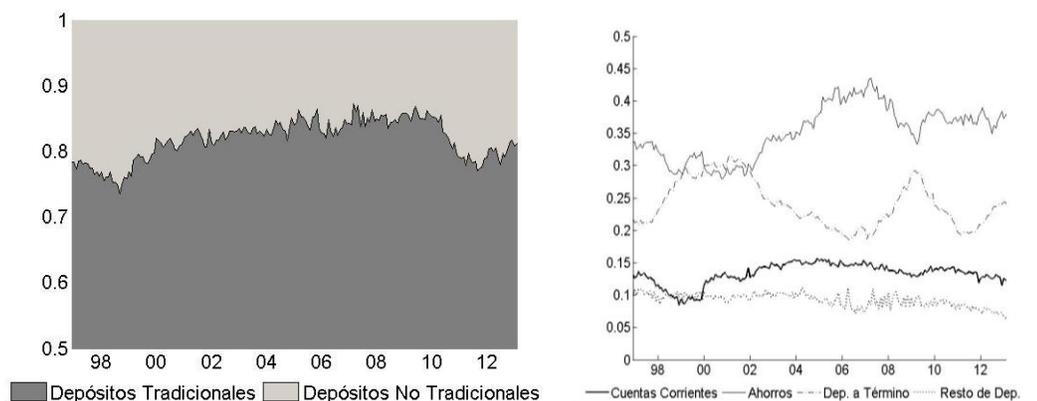
No obstante, la distinción entre fondeo tradicional y no tradicional de acuerdo a la facilidad para realizar las transacciones, no siempre resulta adecuado para capturar la vulnerabilidad de los intermediarios financieros. Shin y Shin (2011) y Hahm et al (2012) recomiendan considerar otro criterio de clasificación, que este más asociado con el tipo de agente que proporciona los recursos para fondear el crédito, especialmente para comprender de manera apropiada el papel de los pasivos no tradicionales. La sugerencia implicaría moverse hacia un sistema financiero basado en el mercado, en lugar de un fondeo basado en depósitos. Por ejemplo, los acuerdos de recompra (repos) entre instituciones financieras son un caso de fondeo de corto plazo altamente líquidos, y con implicaciones muy diferentes en cuanto al riesgo. En términos de liquidez, en el otro extremo hay bonos de largo plazo emitidos por bancos que son adquiridos típicamente, aunque no de manera exclusiva, por inversionistas institucionales.

De acuerdo con la disponibilidad de la información para el caso colombiano, los fondos no tradicionales estarían constituidos por la emisión de bonos, los depósitos institucionales de otros intermediarios (e.g. depósitos de bancos de segundo piso), los créditos externos y los pasivos interbancarios de corto plazo (repos y otras operaciones). La emisión de bonos es usada normalmente para financiar proyectos de los propios bancos, pero también podría eventualmente fondear préstamos. Los recursos de los créditos externos se suelen utilizar para créditos comerciales locales, mientras las operaciones interbancarias corresponden a operaciones de corto plazo para cubrir necesidades de liquidez.

En este trabajo se usa la hoja de balance del sistema bancario Colombiano (proveniente de la Superintendencia Financiera), para analizar las fuentes de fondeo de los bancos. Específicamente, nuestro conjunto de datos contiene información mensual desde Diciembre de 1996 hasta Marzo de 2013 en dos niveles: el sistema bancario agregado y bancos individuales. Por restricciones de la información seleccionamos un subconjunto de 12 bancos, mientras el sector bancario total incluye información de 25 entidades. El Anexo A resume las fuentes de fondeo del crédito, la definición de cada una de ellas, mientras el anexo B reporta las estadísticas descriptivas de las variables utilizadas.

La Figura 2 (panel izquierdo) muestra el tamaño y la dinámica de los depósitos tradicionales y de los fondos no tradicionales (como participación del pasivo total) durante el periodo de estudio. Es claro que los depósitos tradicionales son la principal fuente de fondeo del crédito (alrededor del 80%). A su vez, los fondos no tradicionales son minoritarios, más volátiles y su participación fluctúa entre el 10% y 20%. Con respecto a la composición de los depósitos no tradicionales, los depósitos de ahorro son el instrumento financiero mas usado por los hogares, seguida por los depósitos a plazo y depósitos a la vista (Figura 2, panel derecho). Nótese que en promedio, los depósitos de ahorro suman la mitad de los depósitos totales. También se observa algún grado de sustitución entre los depósitos de ahorro y los depósitos a plazo (CDTs), especialmente desde el año 2002. El Panel A en el Anexo B proporciona las estadísticas descriptivas sobre este conjunto de variables.

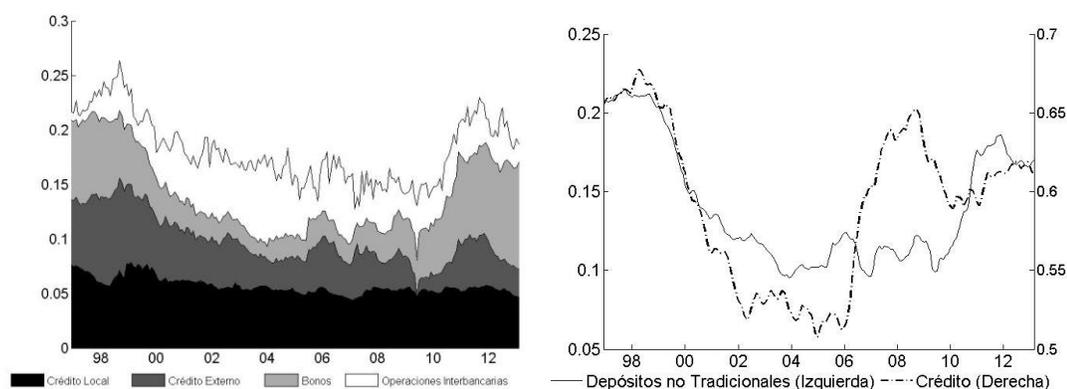
Figura 2: Recursos Tradicionales y No Tradicionales (como % de los Pasivos Totales)



El panel de la izquierda presenta la dinámica de las fuentes de fondeo mientras el de la derecha muestra la composición de los depósitos tradicionales.

La Figura 3 (panel izquierdo) muestra la dinámica de los fondos no tradicionales y sus componentes. Contrario a los depósitos tradicionales, estos fondos exhiben una alta volatilidad y ninguno de los componentes es dominante durante todo el periodo. Al final de los noventa, los fondos no tradicionales registraron el pico más alto (sobre 25% de los pasivos totales) y los préstamos externos fueron los más destacados. El papel líder de los préstamos externos ocurre antes de la norma del Banco Central (Resolución N° 8 de 2000) que impone restricciones a los intermediarios financieros en relación a la administración de los mismos.

Figura 3: Fondos No Tradicionales (como % de los Pasivos Totales) y Crédito (como % de los Activos Totales)



El panel de lado izquierdo muestra los componentes de los recursos no tradicionales mientras el panel de lado derecho presenta las dinámicas de dichos recursos frente a las del crédito total.

Posteriormente, los fondos no tradicionales se reducen gradualmente hasta el 15% a mediados de los 2000s. Un nuevo pico en estos fondos se observa entre 2010 y 2012 (arriba del 20% del total de pasivos), pero en esta ocasión son los bonos y los depósitos de otros intermediarios (depósitos de bancos de segundo piso) los que explican la mayor parte. La participación más baja del crédito externo se da en la segunda parte de los 2000's y podría estar asociada con varias medidas fijadas por el Banco Central en 2007 para evitar la entrada de flujos de capital, justamente en un periodo de expansión del crédito. En particular, el Banco Central hizo uso de los requerimientos de reserva marginal, cambiando la tasa del 0% al 27%. Esta medida fue eliminada en 2008 en respuesta a la crisis financiera global.

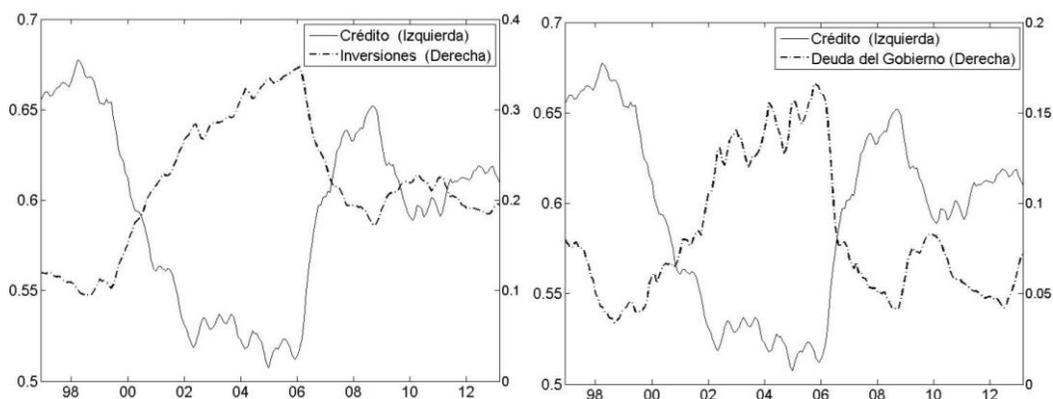
El panel derecho de la Figura 3 es muy interesante. Esta figura compara la dinámica de los préstamos totales otorgados por los bancos (como porcentaje de los activos totales) y la dinámica de los fondos no tradicionales (como porcentaje de los pasivos totales). Los préstamos incluyen créditos a empresas para propósitos comerciales; préstamos para consumo de los hogares; hipotecas, y microcréditos, los cuales son préstamos a firmas muy pequeñas. Ambas series parecen tener una alta correlación positiva, al menos hasta el 2006. De ahí en adelante, las series divergen, quizás porque los bancos encontraron otras fuentes de fondeo.

### 2.3 Fondeo a través de la Liquidación de Inversiones

Una fuente alternativa de fondeo de los préstamos proviene de la liquidación de inversiones de portafolio, esto para el caso de los bancos que mantienen cuantías importantes en este tipo de activos. La razón por la cual los bancos mantienen papeles de inversión está más allá del alcance de este documento. Sin embargo, así como los bancos

rebalancen sus riesgos mediante la concesión de préstamos a diferentes plazos y a través de diversas actividades, es razonable que en la práctica también mantengan parte de sus activos en bonos soberanos, acciones corporativas y en otros títulos. Lo que es importante destacar aquí es que en ciertas coyunturas, eventualmente puedan liquidar este tipo de inversiones para fondar el crecimiento del crédito. La Figura 4 (panel izquierdo) muestra la participación de los títulos en el total de los activos bancarios, la cual no es estable y se mueve entre el 10%, al final de los años noventa, y 35% para mediados de la siguiente década. Nótese que entre Enero de 2000 y Julio de 2006, el valor de las inversiones de portafolio mostró cambios significativos, asociados posiblemente con las decisiones de incrementar o liquidar tenencias para fondar los préstamos bancarios, además con valorizaciones (y desvalorizaciones) en los precios de los activos líderes.

Figura 4: Títulos y Préstamos del Sistema Bancario (como % de los Activos Totales)



Esta figura muestra la dinámica del crédito y de las inversiones en títulos. El panel izquierdo incluye todos los títulos, mientras en el panel derecho se presentan sólo las inversiones en bonos soberanos.

Para explorar más de cerca este tema, el panel derecho de la Figura 4 muestra la evolución de las inversiones en títulos soberanos (TES, el principal título comprado por los bancos) versus los préstamos totales.<sup>5</sup> Esta figura ilustra la tendencia claramente opuesta de estos dos activos del sistema bancario (i.e. el sistema bancario presumiblemente usa recursos de la venta de sus inversiones en títulos de renta fija para fondar los préstamos). Así, mientras los préstamos disminuyeron progresivamente en la primera parte de los 2000s, las inversiones de los bancos en títulos de tesorería incrementaron. Como hemos notado antes, las tendencias cambian abruptamente en la mitad de los 2000s, cuando el crédito aumenta, y simultáneamente, las inversiones se reducen. La recomposición de activos de los bancos registrada en la segunda parte de los 2000s corresponde presumiblemente a un cambio de estrategia por parte de los bancos, en la

<sup>5</sup> Ambos como porcentaje de los activos totales. Las tendencias se mantienen cuando se usa como referente el agregado monetario M2.

cual la liquidación de inversiones de portafolio es usada para fondear nuevos créditos. El reporte del Banco Central de Marzo 2007 reconoció estos hechos.<sup>6</sup>

La evidencia internacional sugiere que los bancos comerciales incrementaron la consecución de fondos no tradicionales para complementar los depósitos tradicionales como resultado de la competencia por el ahorro de los hogares con agencias de inversión alternativas, tal como los fondos mutuos, productos de seguros de vida, etc (Huang y Ratnovski (2010)). La literatura reciente en los Estados Unidos y Europa también enfatiza que los bancos pueden usar fondos no tradicionales para expandir los préstamos, lo cual podría terminar comprometiendo la calidad del crédito (Agur (2013)). La hipótesis que nosotros exploramos en este documento es que los fondos no tradicionales pueden incrementar la fragilidad de los bancos, especialmente en fases de alta expansión del crédito. Sin embargo, para la evaluación empírica de esta hipótesis se requiere primero definir el concepto de fragilidad financiera.

### 3 Fragilidad Financiera

Para caracterizar empíricamente los episodios de fragilidad financiera, se construye un indicador que tiene por objetivo capturar los diversos riesgos a los cuales están expuestas las entidades bancarias. Este indicador se define mediante una variable dicótoma que reflejará los periodos en los que un riesgo particular, o algunos de ellos, generan una situación frágil para los bancos. Como se analizará en la Sección 4, la construcción de dicha variable es crucial en el desarrollo de nuestra estrategia empírica. El indicador es construido tanto para el sector bancario agregado como para cada uno de los bancos seleccionados.

Cuatro tipos de riesgo son tomados en cuenta: riesgo de crédito, riesgo de liquidez, riesgo de rentabilidad y riesgo de solvencia.<sup>7</sup> A su vez, cada riesgo es medido por dos indicadores. El riesgo de crédito, por medio de las relaciones de préstamos vencidos a cartera total y préstamos improductivos a cartera total. El riesgo de liquidez a través de la razón de depósitos a préstamos brutos, y la razón de pasivos no cubiertos (RPNC). El riesgo de rentabilidad incluye las medidas del retorno sobre los activos (ROA) y el retorno sobre el patrimonio (ROE). Finalmente se incluyen los riesgos de solvencia y apalancamiento, los cuales capturan la habilidad de una entidad para cumplir sus compromisos de largo plazo y fondear sus proyectos, respectivamente. El anexo A resume la definición de cada riesgo y su fuente específica, mientras el anexo B reporta las estadísticas descriptivas de este conjunto de variables.

Con respecto a los datos, es importante anotar que los bancos seleccionados en la muestra han sufrido fusiones y adquisiciones y que el formato estadístico que captura la

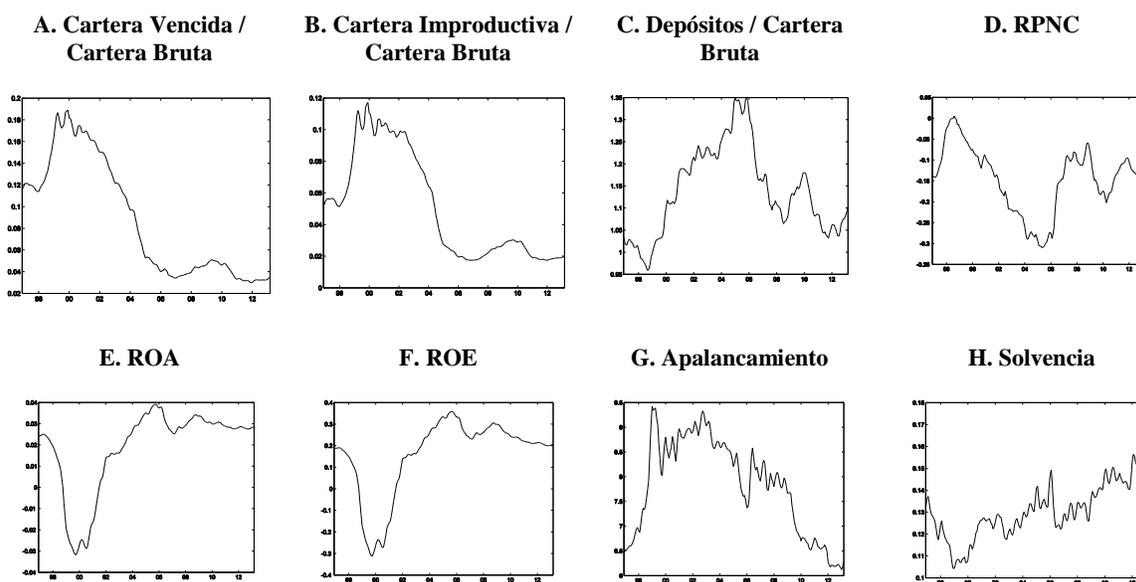
---

<sup>6</sup> De hecho, el reporte del Banco de la República de Marzo de 2007 dice que "... los establecimientos de crédito restauraron sus activos en favor de los préstamos.... tal que la participación de los préstamos dentro de los activos totales aumentó del 50% al 58% entre Diciembre de 2005 y 2006, mientras la participación de las inversiones (de las cuales los títulos de deuda pública representan un 62%) fue reducida de 32% a 24% ..."

<sup>7</sup> Infortunadamente, por restricciones de la información, no fue posible construir el riesgo de mercado a nivel de banco individual, y por tanto, por consistencia del ejercicio no usamos este indicador a nivel del sector bancario agregado. No obstante, los demás riesgos financieros podrían capturar indirectamente la exposición y percepciones del riesgo de mercado.

información también ha cambiado a través del período (e.g. cambios de definiciones de las cuentas y la creación/cancelación de items). Por tanto, se han requerido ajustes estadísticos a las series originales con el fin de hacer los datos coherentes<sup>8</sup>. Las series de tiempo fueron desestacionalizadas. Los riesgos financieros a los que está expuesto el sistema bancario y que se tuvieron en cuenta para la construcción de la variable dicótoma, se muestran en la figura 5.

Figura 5: Indicadores de Riesgos Financieros: Sistema Bancario



Esta figura muestra los ocho riesgos financieros usados para caracterizar la fragilidad financiera del sector bancario agregado. Estos indicadores fueron ajustados estacionalmente. Para propósitos gráficos, se presentan las series suavizadas con promedios móviles centrales.. El periodo es Diciembre 1996 - Marzo 2013.

Para construir el indicador de fragilidad financiera, nuestra técnica inicia por descomponer cada riesgo en su tendencia y en su componente cíclico, para lo cual se usa el filtro de Christiano y Fitzgerald (Christiano y Fitzgerald (2001)). Este filtro evita “el problema de las colas” de la muestra, principal crítica al filtro de Hodrick y Prescott y, además, es más flexible para trabajar con series de alta frecuencia. La técnica descrita nos permite identificar tanto las fases más altas como las más bajas de cada variable. Así, los periodos para los que el componente cíclico de un riesgo es muy alto, corresponderán a situaciones donde uno o varios riesgos se incrementaron más allá de su nivel o tendencia

<sup>8</sup> Se llevaron a cabo dos grandes cambios: primero, las series fueron ajustadas para tomar en cuenta un arreglo en el plan de cuentas (Plan Único de Cuentas) desde el año 2002. Segundo, tomamos como referencia un documento interno del Banco de la República para la historia cronológica de fusiones y adquisiciones entre bancos.

natural. Consideramos, por consiguiente, que los picos altos de cada serie están asociados a periodos de alta exposición al riesgo, los que conllevan a episodios de aumento en la fragilidad.

Es preciso recordar que los riesgos evalúan diferentes aspectos de la “salud” de los bancos. Para encontrar un patrón común entre ellos, de manera que se obtengan episodios de fragilidad, usamos el Análisis de Componentes Principales (PCA). En particular, se estima el PCA sobre el componente cíclico de cada de los ocho riesgos descritos arriba.<sup>9</sup> Los componentes principales son rotados usando la técnica de Varimax para obtener una mejor interpretación económica de nuestros resultados. Una vez se completa la rotación, se selecciona el número de componentes principales (PCs) que serán usados para construir nuestra variable dummy de fragilidad financiera.<sup>10</sup> La tabla 1 reporta la varianza acumulada hasta el 3-PC, el cual conjuntamente explica el 85% de la varianza total de los datos y se incluye el papel de todos los riesgos.

En el último paso, se define la fragilidad bancaria como aquellas situaciones donde los PC calculados están por encima de un umbral (Figura 6) Así, la variable dummy tomará el valor de 1 para los episodios de fragilidad y 0 en cualquier otro. El umbral es fijado (*ad hoc*) usando un cuantil del 90% para cada PC. El primer PC es un índice que toma los riesgos de crédito y de apalancamiento. El segundo PC captura la influencia de los riesgos de liquidez y solvencia, mientras el tercer PC incorpora el riesgo de rentabilidad. Para chequear la robustez de esta aproximación, también calculamos nuestra dummy de fragilidad bancaria usando cuantiles alternativos (95% y 85%) sin encontrar diferencias sustanciales en los resultados con ambos criterios.

Tabla 1: Análisis de Componentes Principales sobre los Riesgos Financieros

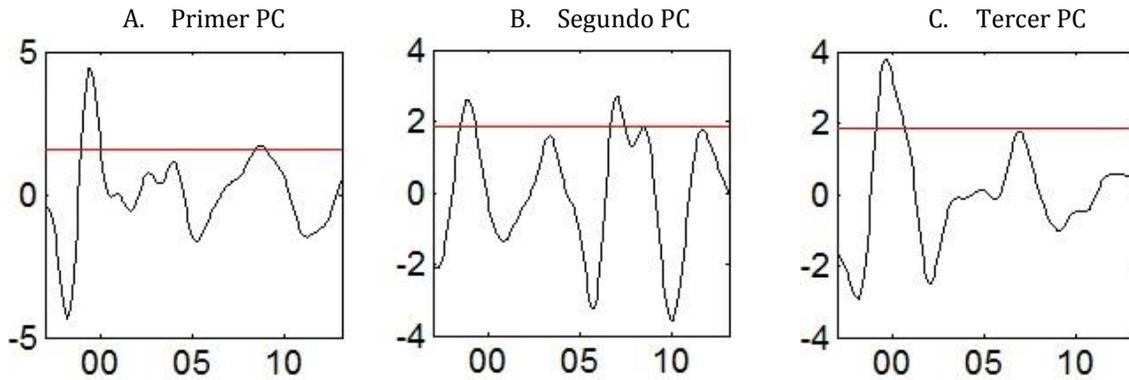
Variable	Varianza Acumulada hasta el n-ésimo PC (%)		
	1ero	2ndo	3ero
Riesgos	30.7	59.7	85.2

Esta tabla reporta la varianza acumulada que es explicada por los tres primeros componentes principales. El análisis se hace sobre el componente cíclico de los ocho riesgos financieros.

<sup>9</sup> Nótese que se estiman los componentes principales sobre los componentes cíclicos de las series y no viceversa. Lo anterior porque las series originales no son estacionarias y por ende, el análisis no sería correcto.

<sup>10</sup> En general, la dummy de fragilidad bancaria de todos los ejercicios empíricos considera dos o tres componentes principales que capturan al rededor del 80% y 90% de la varianza de los datos.

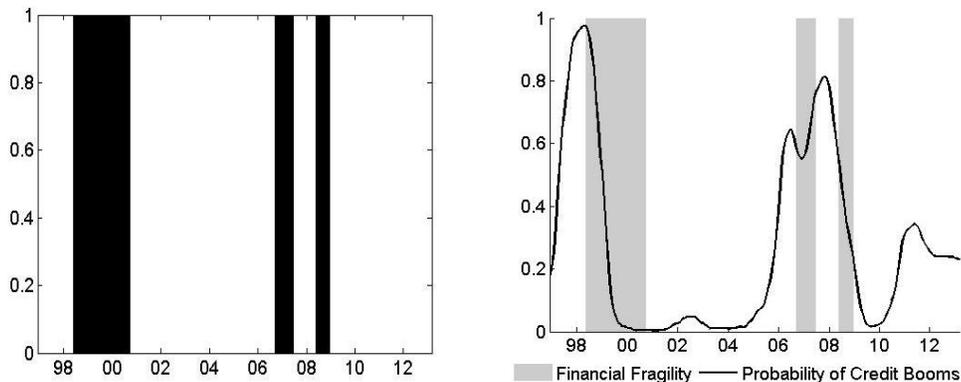
Figura 6: Componentes Principales de los Riesgos Financieros: Sistema Bancario



Esta figura muestra los tres primeros componentes principales y el umbral definido con el fin de establecer cuándo la variable dummy de fragilidad debe tomar el valor de 1.

El panel izquierdo de la figura 7 muestra los episodios de fragilidad financiera para el sistema bancario agregado (áreas negras), mientras el panel derecho compara dichos episodios con la probabilidad de booms de crédito. Durante el período de estudio se distinguen tres eventos de alta fragilidad financiera. El primero entre 2000 y 2002, que parece estar asociado a la recesión de la economía colombiana. El segundo que coincide con la fase de expansión del crédito, 2006 a 2007 y la restricción de capitales forzada por el Banco Central. El tercer episodio (2009) que parece estar relacionado con la caída de la rentabilidad en el sector, la expansión del crédito en 2008 y, en algunos casos, problemas de liquidez. Siguiendo las conjeturas de Shin y Shin (2011), no sorprende que estos periodos de alta fragilidad en los bancos estén asociados con periodos de expansión del crédito (panel derecho). Los resultados a nivel de los bancos individuales son mostrados más adelante.

Figura 7: Episodios de Fragilidad Financiera y Booms de Crédito



Esta figura muestra la dummy de fragilidad financiera para el sector bancario total (Panel Izquierdo) y la compara con la probabilidad de booms de crédito encontrada por Guarín et al (2014) en el Panel Derecho.

## 4 El Modelo

El trabajo utiliza el promedio bayesiano de modelos de regresión logística para estimar la probabilidad de que el sistema bancario agregado, o un banco particular, se encuentre en una situación de fragilidad financiera.<sup>11</sup> Dicha situación es determinada, en particular, por las diversas fuentes de fondeo de préstamos. El modelo tiene la siguiente forma reducida de regresión logística

$$v_t = \alpha + X_t\beta + \varepsilon_t \quad t = 1, \dots, T \quad (5)$$

donde  $v_t = 1$  si hay fragilidad financiera en el mes  $t$  y  $v_t = 0$  en cualquier otro caso;  $\alpha$  es el intercepto;  $\beta$  es un vector de parámetros de dimensión  $R \times 1$ ;  $\varepsilon_t$  es el término de error y  $X_{T \times R}$  representa el conjunto de variables que recoge las diferentes fuentes de fondeo del crédito. Para capturar algunos factores macroeconómicos que afectan la vulnerabilidad financiera por fuera de la hoja de balance, se incluye un indicador líder de la actividad económica,  $z_t$ , como variable control. Al tomar en cuenta las variables de la ecuación (4) de la sección 2, se puede reescribir 5 como

$$v_t = \alpha + [rd_t, wf_t, -s_t, z_t]\beta + \varepsilon_t \quad t = 1, \dots, T \quad (6)$$

donde  $rd_t$  y  $wf_t$ , son los fondos minoristas y fondos mayoristas respectivamente (ambos como participaciones de los pasivos totales) y  $s_t$  el valor del portafolio financiero (como participación de los créditos totales).<sup>12 13</sup>

Si llamamos a  $p(v_t = 1|\theta; rd_t, wf_t, s_t, z_t)$  como la probabilidad de estar en una situación de fragilidad financiera en el tiempo  $t$ , entonces

$$p(v_t = 1|\theta; rd_t, wf_t, b_t, z_t) = F(\alpha + [rd_t, wf_t, -s_t, z_t]\beta). \quad (7)$$

donde  $\theta = [\alpha' \beta']$  y  $F$  es la función de distribución logística.

En este trabajo se usa la técnica BMA (Bayesian Model Averaging) para tratar simultáneamente con la incertidumbre del modelo y de los parámetros. En particular, seguimos a Guarín et al (2014) el cual, a su vez, se basa en Raftery (1995) y Raftery et al. (1997). El conjunto de datos es denotado por  $D$  y  $\mathcal{M} = [M_1, \dots, M_K]$  es el conjunto de todos los modelos. Así,  $M_k$  es el  $k$ -ésimo modelo que considera un subconjunto de variables cuyo tamaño es menor o igual a  $R$  y  $\theta^k$  es su vector asociado de parámetros.

Reescribiendo 7 en un contexto de BMA, se obtiene

---

<sup>11</sup> Esta técnica es usada por Guarín et al (2014) para estimar la probabilidad de un boom de crédito en las economías emergentes de América Latina.

<sup>12</sup> También se usaron las variables  $rd$  y  $wf$  como proporción de M2. Aunque no se muestran los resultados, estos no cambian significativamente.

<sup>13</sup> Dejamos fuera de la estimación la variable ( $e_i$ ) de la ecuación (4) como una fuente de fondeo dado que su inclusión (definida como el total de los pasivos o alternativamente como los pasivos que exceden el nivel de reservas legales) genera problemas estadísticos que llevan a un sobreajuste del modelo. En el caso en el que se restringe su signo a positivo como es esperado, hace que el ejercicio pierda robustez en el signo de las otras variables.

$$p^{BMA}(v_t = 1|D) = \sum_{k=1}^K \int p(v_t = 1|\theta^k, M_k; D)p(\theta^k, M_k|D)d\theta^k \quad (8)$$

donde  $p(\theta^k, M_k|D)$  es la probabilidad posterior conjunta y la ecuación, como un todo, es un promedio ponderado de las probabilidades en la ecuación (7). Estos pesos son dados por  $p(\theta^k, M_k|D)$ .

El algoritmo *Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo* (RJMCMC), introducido por Green (1995), es usado para estimar la probabilidad BMA en la ecuación (8) (para detalles adicionales ver Hoeting et al. (1999), Brooks et al (2003) y Green y Hastie (2009)).

Finalmente, para calcular el valor de la probabilidad BMA que define los episodios de fragilidad financiera, fijamos un umbral  $\tau \in [0,1]$  que resulta del siguiente problema de minimización

$$\begin{aligned} \text{Min } \phi(\tau) \quad \text{sujeto a } \gamma(\tau) \leq \bar{\gamma} \\ \tau \in [0,1] \end{aligned} \quad (9)$$

donde  $\phi(\tau)$  es la fracción de falsas alarmas de fragilidad financiera,  $\gamma(\tau)$  es la fracción de situaciones de fragilidad financiera no detectadas y  $\bar{\gamma}$  es el máximo valor de  $\gamma$  admitido por el hacedor de política.

Los valores de  $\phi(\tau)$  y  $\gamma(\tau)$  son calculados como proporciones del número total de observaciones en la muestra. Eso es

$$\phi(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^T \mathbf{1}_{\{\hat{v}_t(\tau)=1\} \wedge \{v_t=0\}}}{T} \quad (10)$$

$$\gamma(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^T \mathbf{1}_{\{\hat{v}_t(\tau)=0\} \wedge \{v_t=1\}}}{T}, \quad (11)$$

donde  $\mathbf{1}_{\{\cdot\}}$  es una variable dummy igual a 1 si la condición  $\{\cdot\}$  es satisfecha, y 0 en cualquier otro caso. La variable  $\hat{v}_t(\tau)$  es definida como

$$\hat{v}_t(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(v_t = 1|\theta^k, M_k; D) \geq \tau \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases} \quad (12)$$

Note que para una probabilidad dada  $p(v_t = 1|\theta^k, M_k; D)$ , el número de periodos estimados de fragilidad financiera depende del umbral  $\tau$ . Si es muy pequeño, entonces se tendrán muchas situaciones de fragilidad que podrían ser falsas alarmas. Por el contrario, si  $\tau$  es muy grande, entonces se tendrá situaciones de pocas alarmas y la probabilidad de tener periodos no detectados de fragilidad financiera será más grande.

## 5 Resultados

Antes de presentar los resultados, es preciso subrayar ciertos detalles técnicos. La probabilidad de estar en una situación de fragilidad financiera en la fecha  $t$  es estimada a partir de un conjunto de datos  $[v_t, \mathbf{x}_t]$  de la ecuación (6), donde la variable dependiente  $v_t$  corresponde al indicador calculado en la sección 3. El conjunto de regresores  $\mathbf{x}_{it}$

incluye tanto variables contemporáneas como de los primeros seis rezagos de cada una. Las estimaciones BMA son realizadas por medio de una cadena de Markov usando el algoritmo de Metropolis Hastings . La cadena considera la simulación de 220,000 saltos de parámetros y modelos por medio del método RJMCMC. Los primeros 20,000 modelos de la cadena son eliminados para evitar ruido debido al nivel inicial de la estimación. De otra parte se asume una *prior* para la probabilidad del modelo  $p(M_k) = \frac{1}{K}$ , para todo  $k = 1, \dots, K$ , y la distribución *prior* de  $\theta^k$  es  $\mathcal{N}(\mathbf{0}^k, 10 \cdot \mathbf{I}^k)$  donde el vector zero  $\mathbf{0}^k$  y la matriz identidad  $\mathbf{I}^k$  cambian su tamaño con el modelo  $M_k$ . La probabilidad del umbral  $\tau$  es calculada a través de la solución del problema de minimización (9) con un valor máximo de periodos de fragilidad no detectados  $\bar{\gamma}$  igual a 5% de observaciones en nuestra muestra. Al final de esta sección, también se presentan resultados empíricos para el modelo logit con datos panel y efectos fijos, usando una versión adaptada de la ecuación 7.

## 5.1 Sector Bancario Agregado

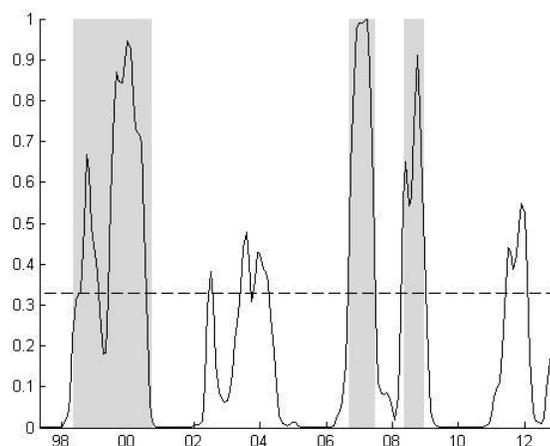
En el primer ejercicio se estima la regresión logística BMA (7) para el sector bancario en su conjunto. Los parámetros BMA permiten estimar la probabilidad de estar en una situación de fragilidad financiera. La figura 8 muestra los resultados. La línea sólida desplegada entre 1996 y 2013 muestra los valores estimados de la probabilidad, las áreas grises corresponden a los periodos de fragilidad financiera previamente identificados a partir de los indicadores de riesgo, y la línea discontinua define el umbral, el cual es estimado en 33%. Con este umbral, la probabilidad de detectar episodios de fragilidad financiera es de 88%, mientras la probabilidad de no tener falsas alarmas es 82%.

Los resultados exhiben un excelente ajuste entre la probabilidad estimada y los periodos de fragilidad identificados a partir de los riesgos, y este ajuste es generalmente bastante rápido. Esto significa que la probabilidad toma valores altos en las áreas grises, mientras es cercana a cero en los otros casos. La probabilidad BMA, que depende de las fuentes de fondeo de los créditos, identifica siete episodios de fragilidad financiera en los doce años de estudio. Lo que es sorprendente es que tres de ellos no son capturados por la variable dummy basada en riesgo: a mediados de 2003, en 2004 y, con una probabilidad más alta al final de 2011. Estos resultados son muy importantes, ya que sugieren que durante estos tres episodios, el sistema bancario exhibió un grado significativo de vulnerabilidad a través de sus fuentes de fondeo, pero dichos eventos no fueron capturados por los riesgos estándar. Basados en estos resultados, monitorear las fuentes de fondeo bancario a través de la técnica empleada podría ser una herramienta para evaluar el estado de fragilidad del sistema. Esta sugerencia es la principal implicación de política que se desprende de este trabajo.

La probabilidad identifica dos episodios de fragilidad bancaria al final de los años 90s. El primero toma lugar entre la segunda mitad de 1998 y a comienzos de 1999. Estos eventos coinciden con el auge de crédito identificado por Guarín et al. (2014). Luego la probabilidad se redujo a menos del 20%. Subsecuentemente, hay un aumento en la probabilidad a valores muy altos, mostrando nuevos episodios de fragilidad; a saber, entre

la segunda mitad de 1999 y el último trimestre de 2000. Estos dos episodios también son capturados por la variable dummy y están asociados con una de las peores recesiones en la economía colombiana.

Figura 8: Fragilidad Financiera Estimada: Sector Bancario



Esta figura muestra la probabilidad de fragilidad financiera estimada para el sector bancario hasta 2013. Las áreas grises representan la variable dummy construida usando los riesgos descritos en la sección 3.

En la primera mitad de 2000s, la probabilidad BMA encuentra nuevos episodios de fragilidad bancaria. Sin embargo, ellos no son capturados por la variable dummy basada en los riesgos. El primero tiene un pico en el tercer trimestre de 2002, el cual podría estar asociado con el incremento en el riesgo de mercado, debido a problemas de liquidez que se presentaron en el mercado de deuda pública. El segundo pico se presenta entre la segunda mitad de 2003 y el primer semestre de 2004 y parece estar relacionado con una expansión del crédito. Una mirada a los fondos no tradicionales muestra que ambos episodios están claramente dominados por las operaciones interbancarias. En el primero, los recursos externos también juegan un papel importante, resultado del proceso de recuperación y los altos niveles alcanzados por la tasa de cambio.

Entre mediados de 2006 y 2007, un nuevo episodio de fragilidad (el quinto) es capturado por la probabilidad. Este se caracteriza por una fuerte expansión en el crédito y las entradas de flujos de capital. El Banco Central de Colombia tomó medidas precautelativas para compensar sus efectos. El Banco de la República incrementó los niveles de reserva marginal bancaria para mitigar los efectos de las entradas de capital. El siguiente episodio de fragilidad ocurre en la segunda mitad de 2008. Este está asociado a los efectos colaterales de la crisis financiera internacional, los cuales también tuvieron impacto en las demás economías Latinoamericanas. Con respecto a los años del final de la muestra, la probabilidad identifica un nuevo episodio de fragilidad entre la segunda mitad de 2011 y el primer trimestre de 2012. Una vez más, la variable dummy basada en los riesgos no es capaz de capturar este episodio, el cual es asociado principalmente con una fuerte expansión en el crédito, junto con entradas de capital y altos precios de los

activos. No sorprende que en este caso, los recursos externos sean el principal fuente de fondeo no tradicional que eleva la probabilidad.

Tabla 2: Regresión Logística BMA: Sistema Bancario

Variable	Lag	PIP	Posterior Mean	Posterior Std	Sign Certainty
C		1.00	-3.69	0.66	0.00
Crédito Externo	L1	1.00	3.83	0.73	1.00
Act. Económica	L5	1.00	-1.26	0.24	0.00
Oper. Interbancarias	L4	0.96	1.87	0.69	1.00
Inversiones	L4	0.86	-0.48	0.26	0.00
Emisión Bonos	L0	0.84	-2.93	1.63	0.00
Oper. Interbancarias	L6	0.72	0.55	0.46	1.00
Oper. Interbancarias	L5	0.37	0.42	0.70	1.00
Inversiones	L2	0.35	-0.09	0.17	0.00
Inversiones	L1	0.34	-0.03	0.07	0.00
Oper. Interbancarias	L1	0.29	0.02	0.07	1.00
Inversiones	L5	0.24	-0.03	0.11	0.00
Oper. Interbancarias	L3	0.20	0.09	0.34	1.00
Emisión Bonos	L1	0.17	-0.54	1.29	0.00
Inversiones	L3	0.17	-0.09	0.24	0.00
Crédito Externo	L5	0.07	0.01	0.06	1.00
Crédito Externo	L6	0.06	0.01	0.09	1.00
Crédito Externo	L3	0.05	0.00	0.04	1.00
Crédito Externo	L4	0.05	0.01	0.09	1.00
Oper. Interbancarias	L2	0.03	0.00	0.04	1.00
Emisión Bonos	L2	0.03	-0.05	0.32	0.00
Crédito Intermed.	L0	0.02	0.02	0.18	0.91

Esta tabla muestra las variables más importantes en promedio para las regresiones logísticas del sector bancario total, su probabilidad de inclusión, media, desviación estandar y su probabilidad de ser positivo.

La tabla 2 reporta la probabilidad de inclusión (*Posterior Inclusion Probability, PIP*), la media (*Posterior Mean*), la desviación estándar (*Posterior Std*) y la certidumbre del signo (*Sign Certainty*), para todas las variables seleccionadas por la metodología BMA como determinantes de la probabilidad.<sup>14</sup> Se denota el valor contemporáneo y los  $i$  rezagos de la variable( $\cdot$ ), como  $L_i$ . La tabla muestra las estadísticas para las 20 variables con los valores PIP más altos. De acuerdo con este criterio, las variables más importantes en la estimación son el crédito externo (L1), el índice de actividad económica (L5), las operaciones interbancarias (L4,L6,L5), la liquidación de inversiones de portafolio (L4, L2,L1) y la emisión de bonos (L0).

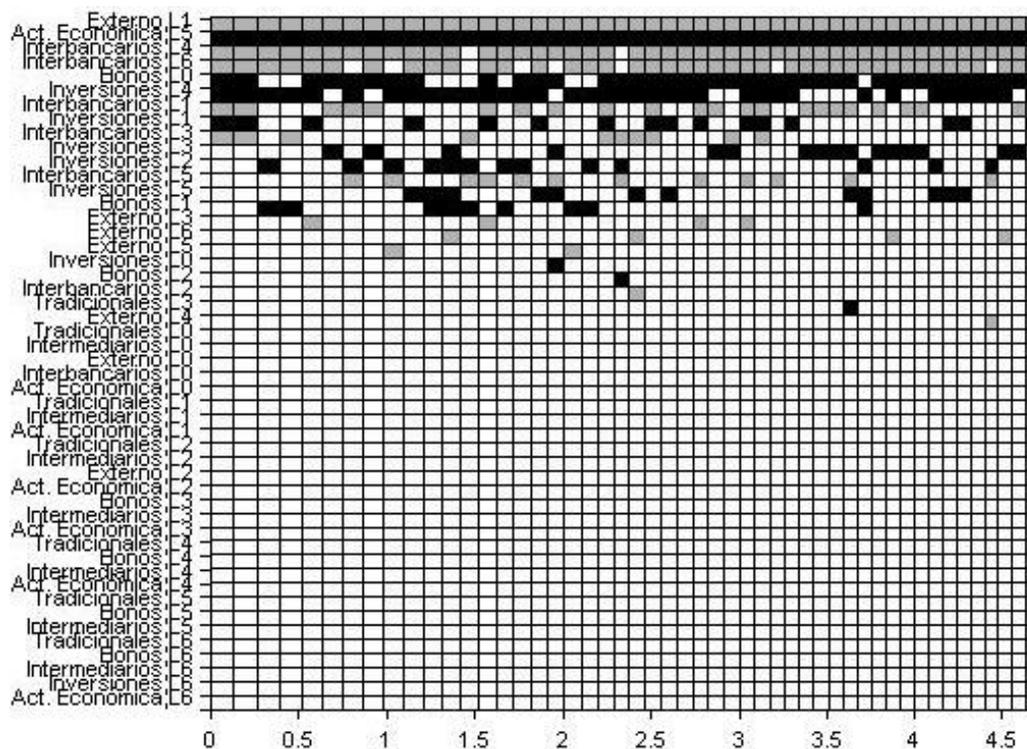
Las fuentes de fondeo no tradicionales como el crédito externo, las operaciones interbancarias y el crédito de otros intermediarios locales, impactan positivamente la probabilidad de fragilidad, tal como se esperaba. Por el contrario, un aumento en las inversiones de portafolio, la emisión de bonos, y la actividad económica, tienen un efecto

<sup>14</sup> La PIP se refiere a la probabilidad de que una variable sea incluida en los modelos. La certidumbre del signo presenta la probabilidad de que el coeficiente estimado sea positivo.

negativo sobre dicha probabilidad. El uso de títulos tiene el signo esperado (ver la ecuación 6) confirmando la hipótesis de que el sistema bancario liquida las inversiones en renta fija para fondear los préstamos, cuando éste se expande.

Con respecto al signo negativo de la actividad económica, presumimos que es el esperado puesto que en medio de una recesión, por ejemplo, el ingreso de los hogares se ve negativamente afectado, por lo que los prestatarios tendrían dificultad en pagar sus deuda, incrementándose así la vulnerabilidad del sector bancario (es decir la caída de la actividad se asocia con un aumento de la fragilidad). La variable tiene un rezago estadísticamente significativo de seis (6) meses, que sería un tiempo razonable entre la caída del ingreso de los hogares y el abandono de sus obligaciones. También presumimos que el signo de la emisión de bonos está asociado a la solidez de las entidades financieras; es decir, que los bancos emitirían bonos particularmente cuando ellos están buscando fuentes de fondeo para expandir su negocio (emprender nuevos proyectos), en lugar de emitir bonos para fondear nuevos préstamos. Un resultado no menos importante tiene que ver con que los depósitos tradicionales no aparecen como determinantes de la probabilidad BMA. Retomando la literatura, esto es así porque en períodos de expansión de los préstamos (y de fragilidad), dichos fondos no son suficientes para cubrir la demanda por préstamos bancarios. Consecuentemente, los bancos hacen uso de fondos mayoritas más que de depósitos tradicionales o minoristas.

Figura 9: Inclusión de los Modelos Basada en los 50 Mejores: Sistema Bancario



Esta figura muestra los 50 mejores modelos para el sector bancario total de acuerdo a su PIP y a las variables que cada uno incluye.

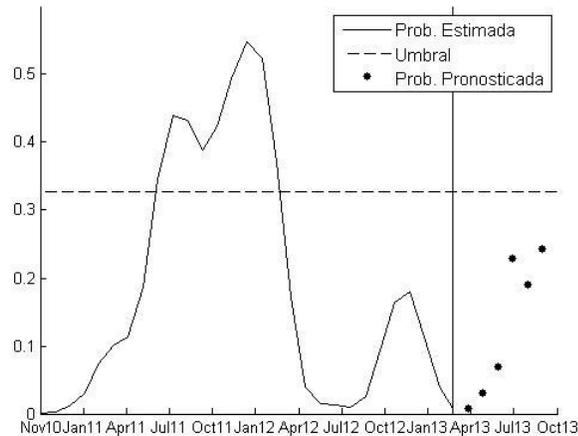
La figura 9 muestra qué tan importantes son las variables en los 50 mejores modelos, de acuerdo con las probabilidades más altas. Los modelos se muestran sobre el eje horizontal, ordenados de izquierda a derecha por importancia, y la probabilidad posterior del modelo en el eje vertical, ordenadas por la PIP. Los cuadros coloreados, muestran las variables incluidas en cada modelo y su signo esperado. El color gris representa una variable positiva mientras el negro, una negativa. El modelo con la probabilidad más alta incluye nueve (9) variables: con signo positivo, el crédito externo (L1) y las operaciones interbancarias (L4, L6, L1, L3) y, con signo negativo, la emisión de bonos (L0), actividad económica (L5), y títulos de inversión (L4, L6, L1, L3). Además, las variables parecen mantener su signos a través de todos los modelos en los que son incluidas. La gráfica sugiere la convergencia de la técnica BMA. Los modelos en la parte derecha consideran la posibilidad de usar una gran cantidad de variables mientras que los modelos con mayor probabilidad (en la parte izquierda) sólo utilizan las variables más relevantes.

- *Predicción de los episodios de fragilidad financiera*

El ejercicio empírico puede ser utilizado para predecir la probabilidad de corto plazo de estar en un episodio de fragilidad financiera en la fecha  $t + h$ , basado exclusivamente en la información de las fuentes de fondeo disponibles hasta la fecha  $t$ . Se subraya que  $h$  representará, por consiguiente, el horizonte de tiempo de nuestro pronóstico directo. Este ejercicio provee una herramienta valiosa para monitorear la “salud” de corto plazo de los bancos individuales y del sistema agregado con el fin de prevenir posibles episodios de inestabilidad financiera. De manera más precisa, en el ejercicio de pronóstico se estima la regresión logística BMA  $v_{t+h} = \alpha + \beta'X_t + \varepsilon_t$  para  $t = 1, \dots, T$  y  $h = 1, \dots, 6$ . Una vez son estimados los parámetros, se calcula la probabilidad  $p(v_{t+h} = 1 | \theta; rd_t, wf_t, b_t, z_t)$ .

En la figura 10 se muestran los resultados del pronóstico de la probabilidad de fragilidad, tanto dentro de muestra para  $h = 0$  (i.e. línea sólida en la figura 8), como para  $h = 1, \dots, 6$ , (puntos negros). Cada punto representa el pronóstico directo de la probabilidad en la fecha  $T + h$ , dados los datos sobre las fuentes de fondeo EN la fecha  $T =$  Marzo de 2013 (última fecha disponible dentro de la muestra). Por ejemplo, con  $h = 6$ , se pronostica la probabilidad de estar en un episodio de fragilidad para Septiembre de 2013 (alrededor del 25%). La figura 10 indica que el conjunto de nuestras predicciones esta por debajo del umbral estimado para todos los horizontes de tiempo; por consiguiente, no hay señales de inestabilidad bancaria en el corto plazo.

Figura 10: Predicción de la Probabilidad de Fragilidad Financiera



Esta figura muestra seis pronósticos directos de la probabilidad de fragilidad financiera para los meses de Abril a Septiembre de 2013.

## 5.2 Bancos Individuales

En esta sección se muestran los resultados de aplicar la técnica descrita a 12 entidades y se intenta evaluar si la estrategia de fondeo de cada banco afecta eventualmente su situación de fragilidad financiera. El procedimiento también nos permite poner a prueba el desempeño de nuestro modelo. La evaluación de la fragilidad a nivel individual también constituye una herramienta útil de monitoreo. Las probabilidades BMA son estimadas sobre el conjunto de datos  $[x_{i,t}, v_{i,t}]$ , donde la variable dummy de fragilidad se construye para cada banco siguiendo la descripción hecha en la sección 3.

Los resultados son agrupados en dos categorías: en la primera se incluyen cuatro bancos grandes y, en la segunda, ocho bancos de tamaño mediano y pequeño. La escogencia se basa en su participación sobre los activos totales. El grupo de bancos de tamaño grande contabiliza el 42.7% de los activos totales del sistema bancario, mientras el grupo de bancos de tamaño mediano y pequeño contabiliza el 23.5%. Es decir, la muestra de los 12 bancos explica el 66% de los activos del sistema. Esta caracterización nos permite analizar en detalle la dinámica de la fragilidad y su relación con las fuentes de fondeo del crédito entre bancos de similar tamaño, para reducir la alta heterogeneidad que existe entre ellos. Aunque la estimación se realiza a nivel individual, las conclusiones se dan a nivel de grupo.

Las figuras 11, 12 y 13 presentan los resultados. Para cada banco, en el lado izquierdo se muestra la probabilidad BMA estimada (línea sólida). Esta probabilidad es comparada con la variable dummy de riesgo (áreas grises), construida siguiendo la metodología descrita en la sección 3. También se muestra el umbral (línea discontinua) calculada para cada banco. Al lado derecho de la figura se incluye una tabla con los resultados BMA: la probabilidad de inclusión, la media, la desviación estándar y la certeza

del signo, para las ocho variables con la PIP más alta.

- *Bancos de Tamaño Grande*

La figura 11 muestra que la técnica aplicada es capaz de capturar los principales periodos de fragilidad financiera para bancos de tamaño grande y que el ajuste es bastante exitoso. Tres de los cuatro bancos del grupo tienen un umbral del 22% y la probabilidad de no tener falsas alarmas es del 77%. En particular, el banco 3 tiene muy buen ajuste con un umbral más alto del 48%, e indicadores de mejor probabilidad. De hecho, para este banco la probabilidad de detectar un episodio de fragilidad financiera es 99%.

En general, los eventos de fragilidad para este grupo de bancos están en línea con aquellos encontrados para el sector bancario agregado: a finales de los 90s, entre el cuarto trimestre de 2006 y el primer trimestre de 2007, y en el segundo semestre de 2008. A nivel individual, no se detectan los episodios encontrados a nivel agregado en el tercer trimestre de 2002 y entre el segundo semestre de 2003 y el primer trimestre de 2004. Los resultados también muestran que los bancos grandes experimentaron un episodio de vulnerabilidad en la segunda mitad de 2011 y el primer semestre de 2012, lo cual es coherente con los resultados del sector bancario en su conjunto.

Los resultados confirman que la actividad económica es una variable relevante en el cálculo de la probabilidad. En tres de los cuatro bancos, esta variable tiene una PIP cercana al 100%. Hay otras variables como el crédito externo, el uso de las inversiones de portafolio y las operaciones interbancarias, con un impacto no despreciable sobre la probabilidad. Nótese también que los bancos 1, 3 y 4 son muy similares en términos de las variables que explican su fragilidad, mientras que el banco 2 difiere. Para ese banco, los cambios en el crédito externo provocan un gran impacto sobre la probabilidad BMA.

- *Bancos de Tamaño Mediano y Pequeño*

Las figuras 12 y 13 muestran los resultados de la estimación del modelo para bancos de tamaño mediano y pequeño, respectivamente. Aún cuando los episodios de fragilidad financiera medidos por los riesgos no son uniformes entre estos bancos, en general, ellos son capturados apropiadamente por la probabilidad BMA. El número de episodios calculados por la probabilidad para estos bancos es distinto de los encontrados para el sistema bancario agregado (y aún para bancos de tamaño grande). Para los medianos, por ejemplo, los episodios de fragilidad son más dispersos a través de tiempo y de más corta duración.

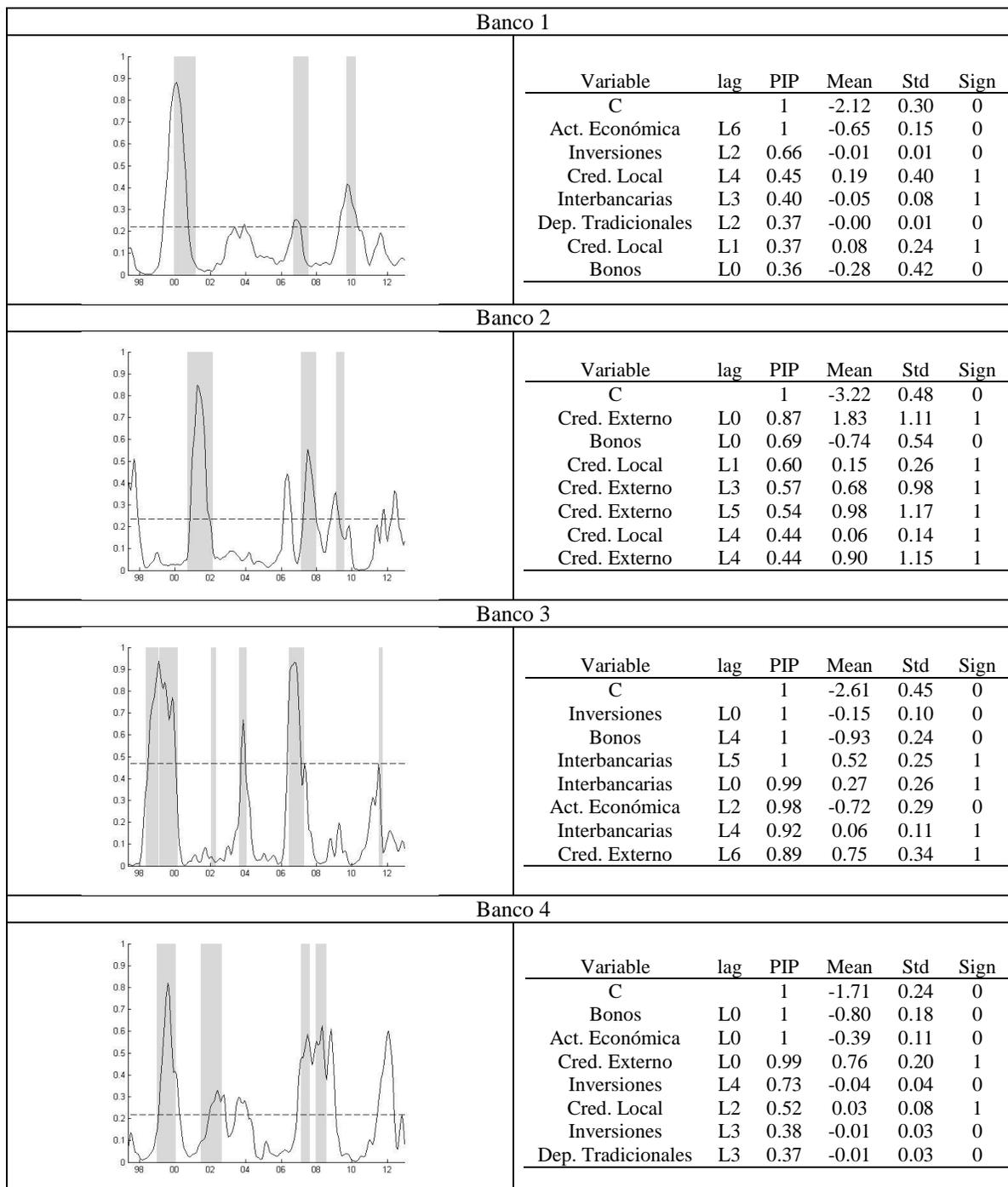
Aunque nuestro modelo tiene un menor ajuste en estos casos, se puede afirmar que la técnica empleada captura los periodos de fragilidad definidos a partir de los riesgos (áreas grises). Con excepción del Banco 6, las variables más importantes para explicar la fragilidad de los bancos de mediano tamaño son las operaciones interbancarias, el crédito externo y la liquidación de inversiones de portafolio. Para este grupo, el umbral es de 15%, en promedio, y la probabilidad de detectar periodos de fragilidad es del 62%. La emisión de bonos es otra variable importante dentro del análisis. Como ya se anotó, esta

variable podría proporcionar señales de buena salud de los intermediarios en la medida que usan esos recursos para expandir el negocio, en vez de ser usada para fondear créditos. Para este grupo de bancos, se encuentra que la actividad económica ya no es una variable decisiva para estimar la probabilidad. La PIP de todas las variables es menor que aquella encontrada para los bancos de tamaño grande. Para el banco 6, en particular, el modelo no proporciona un buen ajuste y, por tanto, los resultados no son concluyentes.

En el caso de los bancos pequeños, el umbral asciende a 19%, en promedio, y la probabilidad de no tener falsas alarmas es de 74%. Así, la probabilidad de detectar periodos de fragilidad financiera es 66%. El modelo es capaz de capturar los episodios de fragilidad de finales de los 90s y también aquellos registrados en 2008 y 2009. En algunos casos, se encuentran nuevos eventos en 2006 y 2007. Nótese que los episodios de fragilidad encontrados para el sistema a finales de 2011 y en el primer trimestre de 2012, también se encuentran para los bancos pequeños, justamente cuando el crédito de consumo creció rápidamente. En el caso del banco 11, se concluye que el ajuste del modelo es deficiente.

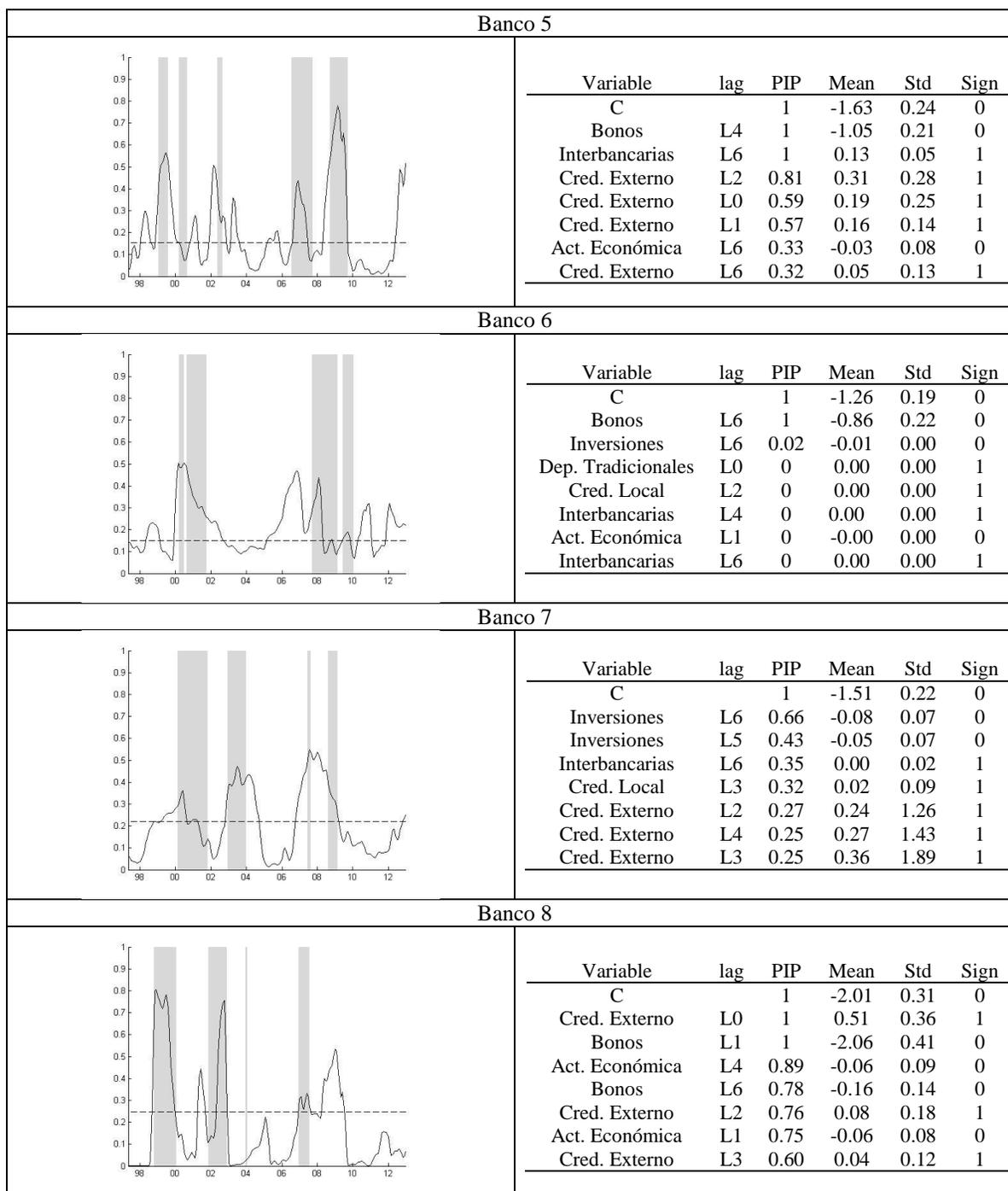
De acuerdo con el tamaño de la PIP, los resultados para los bancos pequeños muestran que las variables más importantes son la liquidación de títulos, las operaciones interbancarias y el crédito externo. En la mayoría de casos, las variables con altos rezagos (L5, L6) son más relevantes. Las variables con estos rezagos podrían estar dando señales de fragilidad para plazos mayores (mediano plazo).

Figura 11: Fragilidad Financiera Estimada: Regresión Logística BMA - Bancos Grandes



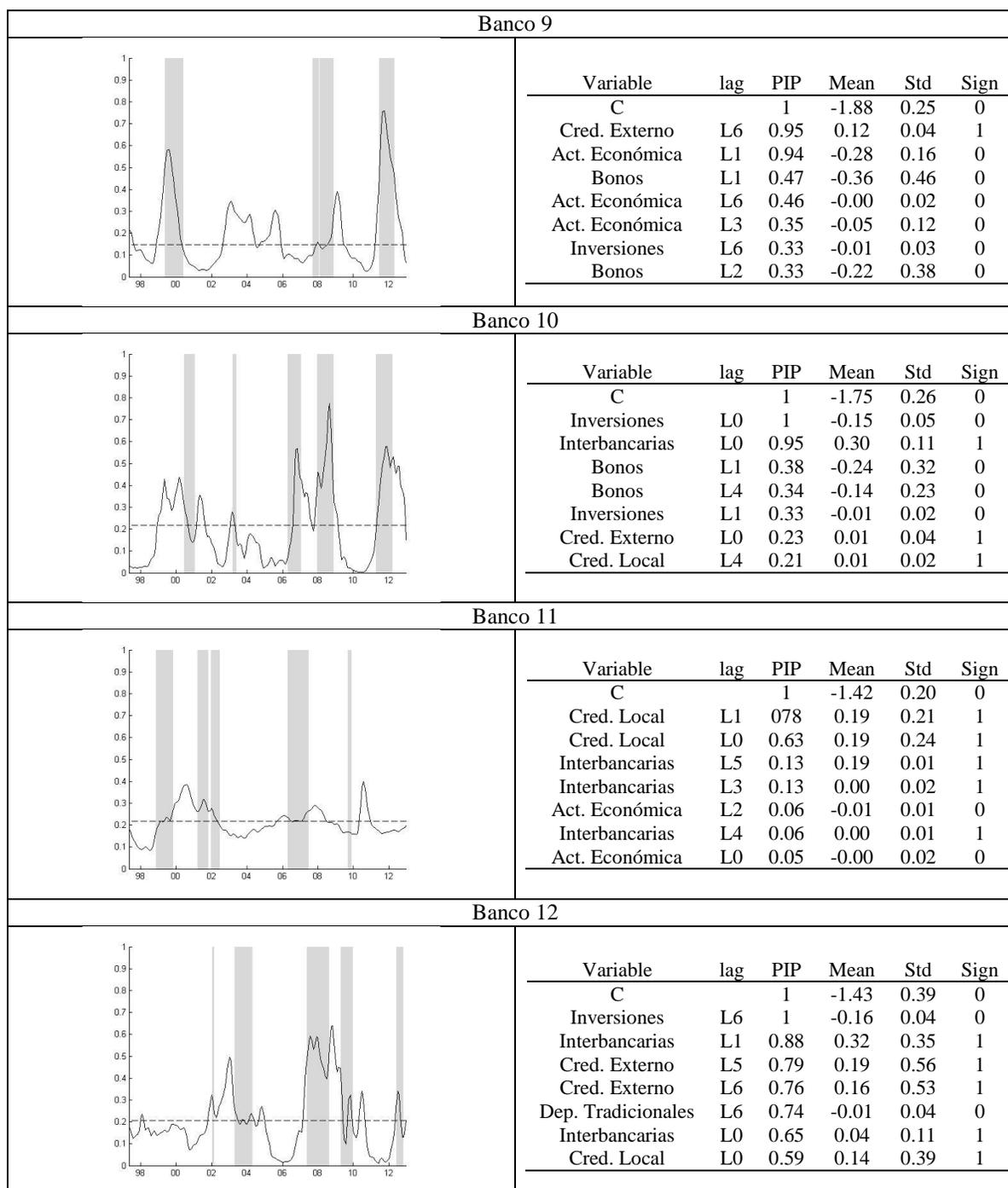
Esta figura muestra los resultados de la estimación para bancos grandes. En la columna izquierda se presenta la probabilidad estimada y se compara con el indicador de riesgo. La tabla de la derecha reporta las variables explicativas más importantes junto con sus estadísticas ( PIP, media, desviación y certidumbre de signo).

Figura 12: Fragilidad Financiera Estimada: Regresión Logística BMA - Bancos Medianos



Esta figura muestra los resultados de la estimación para bancos medianos. En la columna izquierda se presenta la probabilidad estimada y se compara con el indicador de riesgo. La tabla de la derecha reporta las variables explicativas más importantes junto con sus estadísticas ( PIP, media, desviación y certidumbre de signo).

Figura 13: Fragilidad Financiera Estimada: Regresión Logística BMA - Bancos Pequeños



Esta figura muestra los resultados de la estimación para bancos pequeños. En la columna izquierda se presenta la probabilidad estimada y se compara con el indicador de riesgo. La tabla de la derecha reporta las variables explicativas más importantes junto con sus estadísticas ( PIP, media, desviación y certidumbre de signo).

### 5.3 Datos Panel con Efectos Fijos

En el último ejercicio, se ajusta la técnica de manera que se tengan en cuenta las características individuales de los distintos bancos de la muestra (adaptando la ecuación (7)). Esto se logra a través de un promedio bayesiano de modelos de regresión logística para datos de panel y efectos fijos. La figura C.1 en el Anexo C muestra los resultados de la estimación. Cada panel en esta figura presenta la probabilidad BMA estimada para un banco a partir de las fuentes de fondeo comparada con su propias áreas de fragilidad basadas en los riesgos. Una vez más, la probabilidad BMA es denotada como una línea sólida continua y el umbral por una línea discontinua.

En general, la probabilidad estimada determinada por las fuentes de fondeo no tiene un buen ajuste con respecto a los episodios predefinidos basados en riesgos. Dado el bajo ajuste, el umbral es sólo del 17% para mantener una tolerancia máxima del 5% de episodios de fragilidad no detectados. Además, se encuentra una muy baja probabilidad de no tener falsas alarmas.

En estos resultados se debe tener en cuenta que los episodios de fragilidad identificados, especialmente para bancos medianos y pequeños, son un poco diferentes de aquellos identificados para el sector bancario agregado. Además, las fuentes de fondeo del crédito también tienen una dinámica distinta entre los grupos de bancos. De hecho, los resultados del ejercicio de datos panel y efectos fijos muestran grandes diferencias entre bancos, por lo que resulta difícil tratar de resumir sus características en un conjunto común de variables. Precisamente fue la alta heterogeneidad encontrada en los datos para bancos individuales, con respecto a las áreas de fragilidad financiera y las fuentes de fondeo del crédito, lo que nos llevo a emplear la técnica de regresión logística BMA para cada banco.

## 6 Conclusiones

El sistema bancario colombiano es de tamaño mediano, no es muy abierto internacionalmente, y se encuentra en un proceso de profundización. Actualmente, sus activos representan algo más de una tercera parte del PIB (40%), situándose en el nivel promedio de las economías emergentes de América Latina. El creciente uso de recursos no tradicionales (fondos mayoristas) para proveer los préstamos bancarios, especialmente en las fases de expansión del crédito, parece ser una nueva característica de los bancos con importantes implicaciones en términos de estabilidad financiera.

En este trabajo justamente se analizó la relación empírica entre las fuentes de fondeo del crédito y la fragilidad financiera del sistema bancario colombiano. En particular, se puso en evidencia cómo el creciente uso de fondos mayoristas para fondear los préstamos bancarios, especialmente cuando éstos aumentan a un ritmo excepcional, es una fuente potencial de fragilidad para los bancos. El monitoreo a dichas fuentes resulta conveniente para preservar la solidez del sistema financiero. Entre los recursos no tradicionales con mayor relevancia se identifican los créditos externos, las operaciones interbancarias de corto plazo y la emisión de bonos. La liquidación de las inversiones de

portafolio que mantienen los bancos, también apoya la concesión de préstamos.

Con respecto a los detalles metodológicos, el trabajo utilizó las hojas de balance desde Diciembre 1996 hasta Marzo 2013 a dos niveles: para el sistema bancario agregado y para los principales intermediarios (12 bancos los cuales representan el 66% de los activos del sistema). Nuestra estrategia empírica implicó, en primer lugar, definir la fragilidad financiera a partir de los indicadores usuales de riesgo. Allí se emplearon ocho indicadores que capturan cuatro categorías: riesgo de crédito, riesgo de liquidez, riesgo de rentabilidad y riesgo de solvencia. Subsecuentemente, se llevó a cabo la estimación bayesiana de modelos de regresión logística para calcular la probabilidad de que se presenten episodios de fragilidad, a partir de las fuentes de fondeo del crédito. La técnica también nos permitió hacer predicciones de dichos episodios para el corto plazo.

El modelo permite identificar siete episodios de fragilidad financiera desde 1996. Lo que resulta una novedad es que tres de ellos no son capturados por los indicadores usuales de riesgo, es decir, que se registraron tres episodios durante los cuales el sistema bancario exhibió un grado significativo de vulnerabilidad, explicado por el comportamiento de las fuentes de fondeo, que no fueron capturados por el monitoreo habitual de los riesgos. En consecuencia, cambios en las fuentes utilizadas para apoyar los préstamos podrían ser una fuente potencial de vulnerabilidad y su monitoreo a través de la técnica propuesta proporciona una herramienta para prevenir eventos de inestabilidad. Esta sugerencia es relevante para las discusiones de política sobre la regulación y las prácticas macroprudenciales. Aún cuando el ejercicio fue realizado para el sistema bancario colombiano, podría servir como referencia para ser aplicado a otras economías emergentes.

Finalmente, los resultados de este trabajo son coherentes con los hallazgos de la literatura empírica reciente, en donde se asocia tanto los ciclos de crédito y los eventos de inestabilidad financiera, con la composición y dinámica de las fuentes de fondeo (lado pasivo del balance). De acuerdo con esta literatura, puesto que los depósitos tradicionales no son suficientes para cubrir la demanda por préstamos durante las fases de expansión del crédito, los bancos buscan fondos no tradicionales como fuente complementarias con otras implicaciones en términos de fragilidad. Nosotros llamamos la atención al hecho de que, aparte del caso Coreano, el análisis empírico sobre este tema en economías emergentes ha sido bastante limitado.

## Referencias

Agur, I.: 2013, 'Wholesale Bank Funding, Capital Requirements And Credit Rationing'. *Journal of Financial Stability* 9 (1), 38–45.

Bordo, M. y J. Haubrich: 2010, 'Credit Crises, Money and Contractions: An Historical View'. *Journal of Monetary Economics* 57, 1 – 18.

Borio, C.: 2012, 'The Financial Cycle and Macroeconomics: What Have We Learnt?'. BIS Working Paper 395, Bank for International Settlements.

- Brooks, S., F. N., y K. R.: 2003, 'Classical Model Selection Via Simulated Annealing'. *Journal of The Royal Statistical Society* 65(2), 503–520.
- Bruno, V. y H. Shin: 2013, 'Capital Flows and the Risk-Taking Channel of Monetary Policy'. NBER Working Paper 18942.
- Cerra, V. y C. Saxena: 2008, 'Growth Dynamics: The Myth of Economic Recovery'. *American Economic Review* 98(1), 439–457.
- Christiano, L. y T. Fitzgerald: 2001, 'The Band Pass Filter'. NBER Working Paper 7257.
- Claessens, S., K. M. y M. Terrones: 2012, 'How Do Business and Financial Cycles Interact?'. *Journal of International Economics* 87, 178–190.
- Damar, H., M. C. y Y. Terajima: 2010, 'Leverage, Balance Sheet Size and Wholesale Funding'. Bank of Canada Working Paper 39.
- Drehmann, M., C. Borio, y K. Tsatsaronis: 2012, 'Characterising the Financial Cycle: Don't Lose Sight of the Medium Term'. BIS Working Paper 380, Bank for International Settlements.
- Frankel, J. y G. Saravelos: 2010, 'Are Leading Indicators of Financial Crises Useful for Assessing Country Vulnerability? Evidence From The 2008-09 Global Crisis'. Technical report, NBER Working Paper 16047.
- Goldstein, M., K. G. y C. Reinhart: 2000, *Assessing Financial Vulnerability, An Early Warning System For Emerging Markets: Introduction*.
- Gourinchas, P., R. Valdes, y O. Landerretche: 2001, 'Lending Booms: Latin America and The World'. NBER Working Paper 8249.
- Green, P.: 1995, 'Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Computation and Bayesian Model Determination'. *Biometrika* 82(4), 711–732.
- Green, P. y D. Hastie: 2009, 'Reversible Jump MCMC'. University of Helsinki Working Paper 155, 1391–1403.
- Greenwood, R., L. A. y T. D.: 2012, 'Vulnerable Banks'. NBER Working Paper 18537.
- Guarin, A., A. González, D. Skandalis, y D. Sánchez: 2014, 'An Early Warning Model for Predicting Credit Booms using Macroeconomic Aggregates'. *Ensayos Sobre Política Monetaria* Forthcoming.
- Hahm, J., H. Shin, y K. Shin: 2012, 'Non-Core Bank Liabilities and Financial Vulnerability'. NBER Working Paper 18428, National Bureau of Economic Research.
- Hahm, J.H., M. F. S. H. y K. Shin: 2012, 'Macroprudential Policies in Open Emerging Economies'. NBER Working Papers 17780.

Hoeting, J., D. Madigan, A. Raftery, y C. Volinsky: 1999, 'Bayesian Model Averaging: A Tutorial'. *Statistical Science* 14(4), 382–417.

Huang, R. y L. Ratnovski: 2010, 'The Dark Side of Bank Wholesale Funding'. *Journal of Financial Intermediation* 20 (2), 248–263.

Hume, M. y A. Sentance: 2009, 'The Global Credit Boom: Challenges for Macroeconomics and Policy'. *Journal of International Money and Finance* 28(8), 1426–1461.

Jordá, O., S. M. y A. Taylor: 2012, 'When Credit Bites Back: Leverage, Business Cycles, and Crises'. NBER Working Paper 17621.

Mendoza, E. y M. Terrones: 2008, 'An Anatomy of Credit Booms: Evidence From Macro Aggregates and Micro Data'. NBER Working Paper 14049.

Raftery, A.: 1995, 'Bayesian Model Selection in Social Research'. *Sociological Methodology* 25, 111–164.

Raftery, A., D. Madigan, y J. Hoeting: 1997, 'Bayesian Model Averaging for Linear Regression Models'. *Journal of The American Statistical Association* 92(437), 179–191.

Reinhart, C. y V. Reinhart: 2010, 'After The Fall'. NBER Working Paper 16334.

Schularick, M. y A. Taylor: 2012, 'Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles and Financial Crises, 1870 - 2008'. NBER Working Paper 15512.

Shin, H. y K. Shin: 2011, 'Procyclicality and Monetary Aggregates'. NBER Working Paper 16836.

## Apéndice

### A Descripción Datos

Variable		Definición
<i>Riesgos Financieros</i>		
Crédito	Cartera Vencida / Cartera Bruta	Razón entre crédito vencido por más de 30 días y el total de créditos.
Crédito	Cartera Improductiva / Cartera Bruta	Razón entre los créditos que no generan intereses y el total de créditos.
Liquidez	Depósitos/Cartera Bruta	Depósitos sobre total de créditos.
Liquidez	RPNC	Diferencia entre pasivos líquidos y activos líquidos sobre los activos no líquidos.
Rentabilidad	ROA	Utilidad Anualizada antes de impuestos sobre total de activos.
Rentabilidad	ROE	Utilidad Anualizada antes de impuestos sobre patrimonio.
Apalancamiento	Apalancamiento	Razón entre pasivos totales y patrimonio.
Solvencia	Solvencia*	Indicador de solvencia estimado por el banco central.
<i>Fuentes de fondeo (como razones del total de pasivos)</i>		
Fondos No Tradicionales		
	Emisión Bonos	Bonos y Convertibles.
	Depósitos de otros intermediarios	Créditos de bancos locales y otras obligaciones financieras.
	Créditos Externos	Crédito con organizaciones e instituciones financieras internacionales.
	Oper. Interbancarias de corto plazo	Fondos interbancarios y repos.
Depósitos Tradicionales		Depósitos corrientes, de ahorros, a término y otros depósitos pequeños.
Redención de Securities		Proxy para la sustitución entre crédito e inversiones: Inversión en instrumentos de deuda sobre crédito total.
<i>Var. Macroeconómicas</i>		
	Indice Actividad Económica*	Indicador Mensual del crecimiento del PIB Colombiano.

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia.

\* Banco de la República de Colombia.

## B Estadísticas Descriptivas

### (A) Hoja de Balance del Sistema Bancario Colombiano: Estadísticas Descriptivas

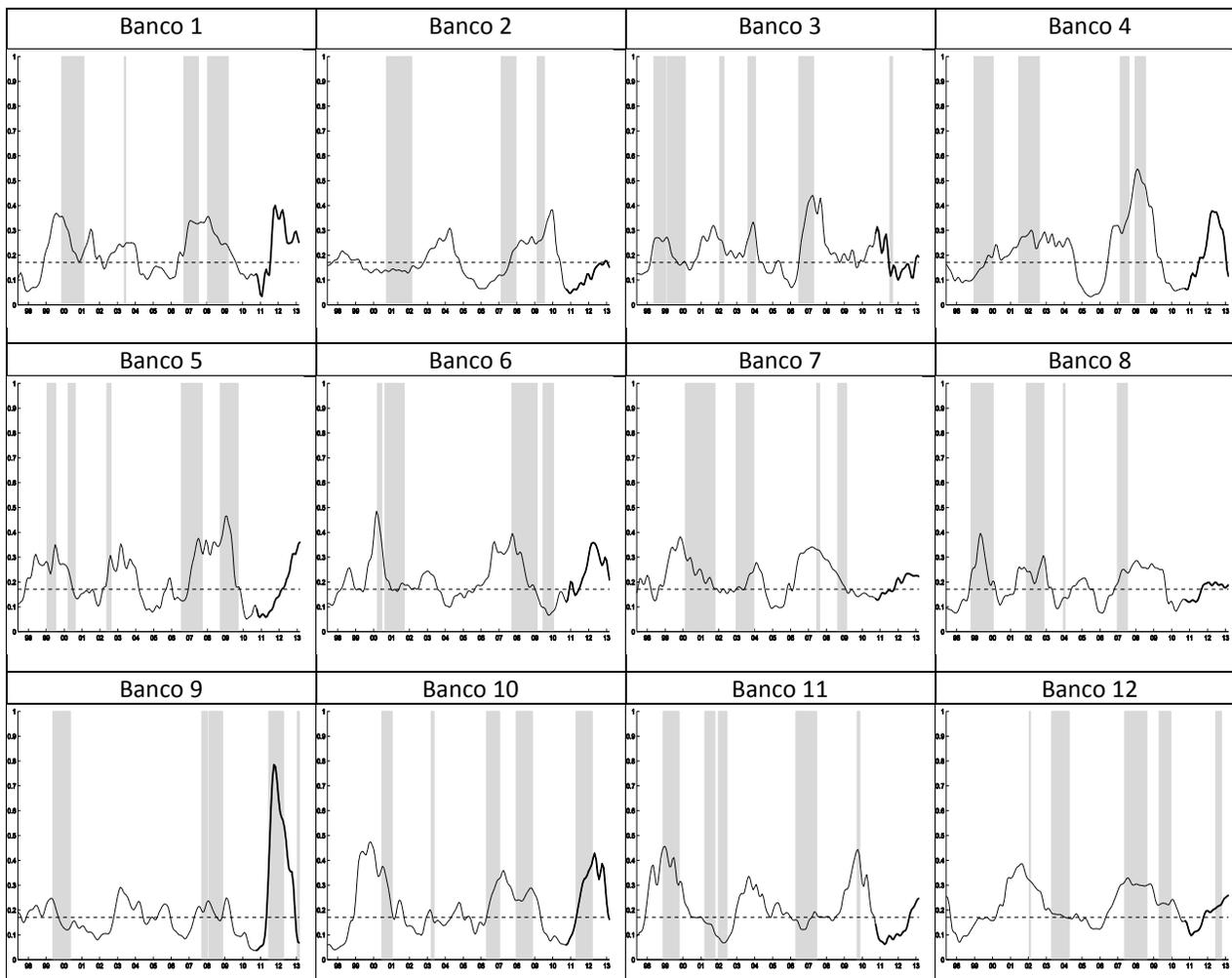
	Obs	Max	Mín	Media	Std Dev
<b>Fondeos No Tradicionales</b>	196	0,268	0,096	0,141	0,038
Emisión Bonos	196	0,097	0,013	0,042	0,024
Depósitos de otros intermediarios	196	0,087	0,045	0,060	0,009
Créditos Externos	196	0,082	0,008	0,042	0,017
Operaciones Interbancarias de corto plazo	196	0,086	0,008	0,044	0,017
<b>Depósitos Tradicionales</b>	196	0,837	0,731	0,797	0,027
Cuentas Corrientes	196	0,178	0,098	0,142	0,014
Depósitos a término-CDT	196	0,342	0,189	0,259	0,045
Cuentas de Ahorros	196	0,435	0,159	0,341	0,082
Otros pequeños depósitos	196	0,065	0,025	0,036	0,005
<b>Pasivos Totales</b>	196	1,241	0,977	1,076	0,057
Créditos	196	0,934	0,561	0,723	0,091
Comerciales	196	0,495	0,334	0,415	0,042
Consumo	196	0,246	0,097	0,164	0,046
Vivienda	196	0,303	0,053	0,139	0,088
Microcréditos	134	0,024	0,001	0,014	0,006
Inversiones	196	0,411	0,122	0,261	0,076
<b>Activos Totales</b>	196	1,401	1,097	1,217	0,071
<b>Patrimonio</b>	196	0,183	0,112	0,139	0,021

### (B) Riesgos del Sistema Bancario Colombiano: Estadísticas Descriptivas

	Obs	Max	Min	Media	Std Dev
<i>Cartera Vencida/Cartera Bruta</i>	196	0,188	0,03	0,088	0,053
<i>Cartera Improductiva/Cartera Bruta</i>	196	0,117	0,017	0,051	0,033
<i>Depósitos/Cartera Bruta</i>	196	1,349	0,959	1,143	0,10
<i>RPNC</i>	196	0,005	-0,31	-0,145	0,079
<i>ROA</i>	196	0,039	-0,031	0,018	0,020
<i>ROE</i>	196	0,358	-0,312	0,156	0,178
<i>Apalancamiento</i>	196	9,424	6,121	7,861	0,964
<i>Solvencia</i>	196	0,173	0,104	0,131	0,013

## C Datos Panel con Efectos Fijos

Figura C.1: Fragilidad Financiera Estimada: Modelo Logit BMA de Datos Panel con Efectos Fijos



Esta gráfica muestra los resultados de la regresión logística con datos panel y efectos fijos. Cada panel ilustra la probabilidad estimada de que cada banco se encuentre en una situación de fragilidad financiera y la compara con su respectiva vulnerabilidad a partir de la dummy de riesgos.

Tabla C.1: Modelo de Regresión Logística: Datos Panel con Efectos Fijos

Variable	PIP	Posterior Mean	Posterior Std	Sign Certainty
Emisión Bonos, L6	1.00	-0.20	0.04	0.00
Crédito Externo, L6	0.73	0.07	0.05	1.00
Emisión Bonos, L1	0.72	-0.17	0.11	0.00
Inversiones, L1	0.68	-0.06	0.02	0.00
Crédito Intermed., L6	0.45	-0.08	0.10	0.00
Crédito Externo, L5	0.29	0.03	0.05	1.00
EF 1	1.00	-1.35	0.19	0.00
EF 2	1.00	-1.65	0.19	0.00
EF 1	1.00	-1.31	0.17	0.00
EF 1	1.00	-1.36	0.15	0.00
EF 1	1.00	-1.34	0.17	0.00
EF 1	1.00	-1.29	0.15	0.00
EF 1	1.00	-1.15	0.14	0.00
EF 1	1.00	-1.43	0.15	0.00
EF 1	1.00	-1.68	0.18	0.00
EF 1	1.00	-1.34	0.16	0.00
EF 1	1.00	-1.24	0.15	0.00
EF 1	1.00	-1.26	0.15	0.00

Esta tabla reporta las variables más importantes, en promedio, para la regresión logística con datos panel y efectos fijos para cada banco (EF), su probabilidad de inclusión, su media y desviación estandar y la probabilidad de ser positiva.