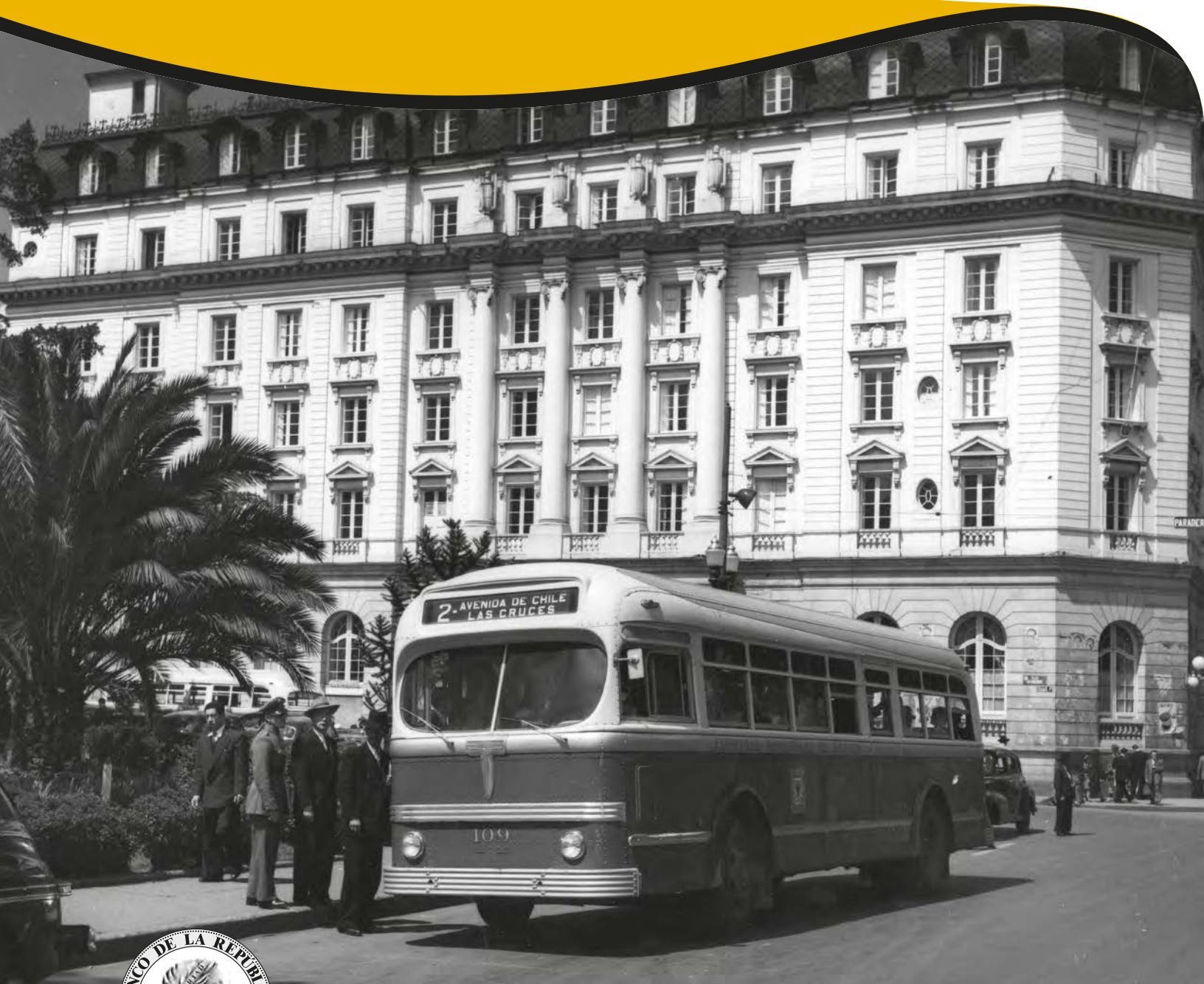


Borradores de ECONOMÍA

Indicadores de alerta temprana para el
sector corporativo privado colombiano

Por: María Fernanda Meneses-González
Javier Eliecer Pirateque-Niño
Santiago David Segovia-Baquero

Núm. 1084
2019



Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia

Indicadores de alerta temprana para el sector corporativo privado colombiano

María Fernanda Meneses-González
(mmenesgo@banrep.gov.co)

Javier Eliecer Pirateque-Niño
(jpiratni@banrep.gov.co)

Santiago David Segovia-Baquero¹
(ssegovba@banrep.gov.co)

Banco de la República

Las opiniones contenidas en el presente documento son responsabilidad exclusiva de los autores y no comprometen al Banco de la República ni a su Junta Directiva.

Resumen:

Este documento valida la utilidad de algunas variables financieras en la identificación temprana de acumulación de vulnerabilidades para el sector corporativo privado en Colombia. Para esto, se estudia la evolución de varios indicadores para firmas que han entrado en *distress* financiero. Adicionalmente, se valida la capacidad predictiva de los indicadores *in-sample* y *out-of-sample*. Los resultados sugieren que la razón de endeudamiento y una medida de *debt-to-cashflow* son las que mejor información proveen. Asimismo, se encuentra que la desagregación de las firmas por sector económico y el uso de medidas conjuntas aumentan la capacidad de identificación de situaciones de vulnerabilidad en este sector.

Palabras clave: *debt-to-cashflow*, alerta temprana, endeudamiento, *distress* financiero, estabilidad financiera.

Código JEL: C25, C53, G32, G33

¹ Los autores son integrantes del Departamento de Estabilidad Financiera del Banco de la República.

Early warning indicators for the private corporate sector in Colombia

María Fernanda Meneses-González
(mmenesgo@banrep.gov.co)

Javier Eliecer Pirateque-Niño
(jpiratni@banrep.gov.co)

Santiago David Segovia-Baquero²
(ssegovba@banrep.gov.co)

Banco de la República

The opinions contained in this document are the sole responsibility of the authors and do not commit Banco de la República or its Board of Directors

Abstract:

This paper assesses the usefulness of some financial variables in predicting episodes of vulnerability for the private corporate sector in Colombia. We analyse the evolution of several indicators for firms that have experienced episodes of distress. Additionally, we validate the predictive power of our indicators by using in-sample and out-of-sample tests. The results suggest that the ratio of financial obligations to assets, as well as a measure of debt-to-cashflow provide better information. Likewise, we find that classifying the firms by economic sector and the use of several variables at the same time improve the ability to detect changes in the financial health of firms.

Keywords: *debt-to-cashflow*, early warning, indebtedness, financial *distress*, financial stability.

JEL Classification: C25, C53, G32, G33

² The authors are part of the Financial Stability Department at Banco de la República.

I. Introducción

El vínculo existente entre el desempeño del sector corporativo y la economía tiene implicaciones fundamentales. Por un lado, la generación de empleo, la inversión, la producción de bienes y servicios, y la innovación y desarrollo, afectan de manera directa el ciclo real y la dinámica del producto. De otro lado, en términos de estabilidad financiera, el desempeño del sector corporativo está ligado al ciclo de crédito y a la salud del sistema debido a la alta participación que las empresas tienen en la cartera de los intermediarios financieros. De esta forma, el monitoreo y la evaluación del desempeño de las empresas es relevante en la medida que permite identificar posibles situaciones desfavorables que puedan afectar la estabilidad de la economía, en particular, la estabilidad financiera.

El análisis de riesgos de las firmas ha trascendido de una perspectiva puramente operacional (que consideraba una visión estática de las utilidades y la deuda), a involucrar un enfoque holístico e integral del negocio de las mismas. La incorporación de nuevos elementos como el perfil de endeudamiento, la capacidad de pago y la liquidez permite identificar de forma más acertada la situación real de las entidades. Si bien una firma apalancada puede presentar riesgos, también se reconoce que a través de la deuda se obtienen recursos que pueden ser utilizados para la inversión, aun cuando esto implique un deterioro temporal de la rentabilidad. No obstante, si los niveles de deuda de las firmas ascienden indefinidamente y la capacidad de hacer frente a sus obligaciones se deteriora, la probabilidad de incurrir en impagos que afecten en mayor medida a sus acreedores aumenta. Dado lo anterior, el estudio del nivel de endeudamiento de las firmas debe incluir elementos que permitan identificar y, de ser posible, anticipar posibles episodios de fragilidad que pueden transmitirse al sistema financiero en impagos potenciales.

De esta forma, en este documento se presenta un análisis que busca identificar situaciones de inestabilidad para las empresas del sector corporativo privado en Colombia, en relación con la evolución de variables que consideran los ingresos operativos, el flujo de caja y los niveles de rentabilidad. A través de una metodología no paramétrica, se realizan ejercicios de pronóstico que permiten determinar la calidad de los indicadores propuestos como posibles herramientas de alerta temprana. Para el análisis se emplea la información a nivel de firma de la Superintendencia de Sociedades, y los resultados se presentan para los sectores más relevantes de la economía, así como para el agregado del sector corporativo privado.

Los resultados sugieren que el indicador de razón de endeudamiento y una de las medidas relacionadas al *debt-to-cashflow* tienen la mayor capacidad de predicción en la identificación de eventos de *distress*. Lo anterior se corroboró mediante ejercicios de pronóstico *in-sample* y *out-of-sample*. Adicionalmente, se propone un indicador de medidas conjuntas que incorpora la información de apalancamiento, carga financiera y rentabilidad de las firmas que

presenta mejores resultados que las medidas individuales en la identificación del estado de salud financiera de las firmas, lo cual resulta relevante para la identificación temprana de acumulación de riesgos.

El restante de este documento está organizado de la siguiente manera. En la sección II se presenta la revisión de literatura, donde se abarcan algunas metodologías empleadas en la construcción de indicadores de alerta temprana y se resumen los principales hallazgos a nivel internacional y para el caso colombiano. En la sección III se caracteriza la información empleada para el análisis. En la sección IV se presenta la metodología del ejercicio, mientras que los resultados del mismo se presentan en la sección V. Por último, en la sección VI se exponen algunas consideraciones finales.

II. Revisión de la literatura

La literatura internacional acerca del uso de diversos indicadores para obtener señales de alerta temprana se ha concentrado en estudios afines al área de las finanzas corporativas del sector real. Los objetivos de estos estudios han sido diversos y vinculados a aspectos como decisiones de inversión, valoración y evaluación crediticia y de la calidad de las utilidades. Dentro de este grupo se destaca el trabajo de Piotroski (2000), en el que se examina una medida de solvencia dentro de un rango más amplio de medidas, con el objetivo de crear señales binarias individuales para construir un índice (F-score) que replica una estrategia de inversión que incrementa el retorno promedio del portafolio y es robusta en el tiempo. Asimismo, destacan trabajos como los de Jones (2006) y Khanl & Guruli (2015) que usan variaciones del modelo original de Altman (1968) para identificar y predecir dificultades financieras de las firmas usando la metodología de análisis discriminante.

Beaver (1966) fue uno de los primeros en analizar el comportamiento de la razón de deuda sobre flujo de caja (*debt-to-cashflow*) en los años anteriores a una situación de *financical distress*. Su trabajo compara diferentes razones financieras de compañías saludables y en *distress* en los cinco años anteriores a registrar dicha condición. Dentro de su estudio encuentra que aproximadamente cuatro años antes de entrar en *distress*, las firmas muestran caídas importantes en el *debt-to-cashflow*. Este trabajo dio lugar a posteriores investigaciones enfocadas en construir modelos de predicción como los de Houghton y Woodliff (1987) y Sufi (2009)³. Un recuento sobre la evolución de las principales corrientes en este tema puede ser encontrado en Beaver *et al.* (2011).

³ Sufi (2009) además de señalar la utilidad del indicador en la predicción de episodios de *financical distress*, indica que este es el segundo indicador más usado para fijar límites como condición para el otorgamiento de líneas de crédito.

A nivel teórico, la justificación para el uso del *debt-to-cashflow* se puede encontrar en la hipótesis de inestabilidad financiera de Minsky (1992). Según este autor existen tres tipos diferentes de relaciones entre el ingreso y la deuda para las unidades económicas: de cobertura, especulativa y de esquema Ponzi. Las unidades regidas por el primer tipo de relación son aquellas que pueden responder por todas sus obligaciones contractuales con su flujo de caja. Estas unidades, en general, tienen un alto peso del patrimonio en su estructura de financiamiento. Por su parte, las unidades especulativas se caracterizan por tener únicamente la capacidad de cubrir los flujos periódicos de interés pero no la de repagar todo el principal con sus flujos de ingresos por lo que necesitan un constante *rollover* de sus pasivos. Finalmente, las unidades Ponzi se describen como aquellas que no son capaces de responder por el repago del principal ni de los intereses con el flujo de caja de sus operaciones.

Minsky sostiene que en los momentos buenos, las economías se tienden a mover de estructuras financieras dominadas por unidades de cobertura hacia estructuras con un peso mayor de unidades especulativas y de esquema Ponzi. Bajo estas circunstancias la economía transita de una situación de estabilidad financiera a una de inestabilidad y de amplificación de riesgos. A pesar de que en este trabajo no se proveen medidas, ni umbrales específicos para delimitar el tipo de relaciones propuestas, algunos trabajos como el de Torres *et al.* (2017) y Ramsey y Sarlin (2016) proponen marcos analíticos para clasificar las firmas con base en las categorías de Minsky.

En particular, Ramsay y Sarlin (2016) realizan un aporte adicional al investigar la capacidad de la razón *debt-to-cashflow* para señalar la presencia de vulnerabilidades a nivel de sector económico y de la economía en agregado. Su análisis comprende la utilización de funciones de pérdida y utilidad que dependen de los errores tipo I y tipo II generados en la predicción de eventos de estrés, así como de las preferencias del hacedor de política y la probabilidad incondicional de tener esta clase de eventos. Asimismo, estos autores calculan medidas adicionales como el AUC (siglas en inglés para área bajo la curva ROC) y la exactitud para evaluar la capacidad predictiva de cada uno de los indicadores analizados. En este trabajo se concluye que la razón *debt-to-cashflow* es una medida adicional útil para medir la vulnerabilidad a crisis bancarias sistémicas y soberanas, en comparación con indicadores más convencionales.

Dentro del conjunto de documentos que no usan el indicador *debt-to-cashflow* y que se enfocan en la predicción de eventos de *distress* destacan los que usan las metodologías tradicionales para la creación de índices, tales como componentes principales, análisis factorial, igualdad de varianzas y modelos para datos de conteo. Por lo general, estos análisis se enfocan en eventos de *distress* del sistema en su conjunto como en Illing & Liu (2006) y Bordo *et al.* (2002).

Para el caso colombiano, Lemus *et al.* (2012) identifican la razón de endeudamiento y el número de relaciones bancarias como las variables más relevantes para predecir las firmas que son incapaces de cubrir sus obligaciones financieras en un momento determinado del tiempo. Para hacer esto, su análisis usa la metodología de análisis discriminante para crear una distinción no lineal de aquellas firmas que incumplen con respecto de las que no. Como complemento a lo anterior, Lemus *et al.* (2015) proponen un índice para identificar a las industrias que tienen un desempeño débil, fuerte o superior al del sector corporativo en agregado, con el fin de evaluar la salud financiera de las firmas. En este trabajo la metodología elegida es la de componentes principales.

Finalmente, Clavijo *et al.* (2016) proponen una medida semejante al *debt-to-cashflow* para el sistema en agregado con el fin de identificar períodos de auge crediticio y de acumulación de riesgos. Esta medida se conoce como intensidad del crédito y se calcula como la razón entre el cambio anual en la deuda del sector privado no financiero y el PIB anualizado. Para el caso colombiano, esta medida resulta ser más eficaz que el *gap* de crédito de Basilea para guiar la acumulación y desacumulación del capital contracíclico.

III. Datos

a. Descripción de la información

Para la construcción de los indicadores que se emplearán en el análisis se utilizaron los balances anuales de las firmas que reportaron información a la Superintendencia de Sociedades (SS) desde 1999 hasta 2017. Del total de firmas con las que se cuenta con información en la SS, se hace un primer filtro acotando la muestra a aquellas que también reportaron tener deuda con el sistema financiero a partir de lo que se observa en el formato de operaciones activas de crédito (F341) de la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC; Tabla 1). Para cada período se calculan, a nivel de firma, las variables de interés, las cuales se resumen en la Tabla 2.

Tabla 1. Número de firmas por período

Período	No. de observaciones	No. de observaciones - sin outliers
1999	4,066	3,763
2000	4,675	4,337
2001	3,377	3,122
2002	5,841	5,426
2003	5,962	5,542
2004	5,914	5,477
2005	11,438	10,626
2006	14,360	13,338
2007	14,899	13,838
2008	15,863	14,729
2009	17,700	16,449
2010	16,970	15,760
2011	18,793	17,471
2012	18,655	17,333
2013	18,700	17,361
2014	18,174	16,893
2015	18,306	17,010
2016	14,818	13,661
2017	12,284	11,402
Total	240,795	223,538

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

Tabla 2. Variables empleadas en el análisis

	Nombre	Fórmula	Unidades	Dirección de la vulnerabilidad
1	Razón de endeudamiento	$\frac{\text{Obligaciones financieras}}{\text{Activo}} * 100$	%	+
2	Apalancamiento	$\frac{\text{Activo}}{\text{Patrimonio}}$	No. de Veces	+
3	Debt-to-cashflow (1)	$\frac{\text{Obligaciones financieras}}{\text{Flujo operativo}} * 100$	%	+
4	Debt-to-cashflow (2)	$\frac{\text{Pasivo}}{\text{Flujo operativo}}$	No. de Veces	+
5	Debt-to-cashflow (3)	$\frac{\text{Obligaciones financieras}}{\text{Ingreso operativo}} * 100$	%	+
6	Margen neto	$\frac{\text{Utilidades}}{\text{Ingreso operativo}} * 100$	%	-

Fuente: Elaboración de los autores.

Tabla 3. Número de firmas por período antes y después de corregir por *outliers*

Período	No. de observaciones	No. de observaciones - sin outliers
1999	4,066	3,763
2000	4,675	4,337
2001	3,377	3,122
2002	5,841	5,426
2003	5,962	5,542
2004	5,914	5,477
2005	11,438	10,626
2006	14,360	13,338
2007	14,899	13,838
2008	15,863	14,729
2009	17,700	16,449
2010	16,970	15,760
2011	18,793	17,471
2012	18,655	17,333
2013	18,700	17,361
2014	18,174	16,893
2015	18,306	17,010
2016	14,818	13,661
2017	12,284	11,402
Total	240,795	223,538

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

Como se observa, las variables analizadas son razones puesto que esto permite un mayor grado de comparabilidad entre firmas que, por ejemplo, puedan tener un mayor volumen de activos, utilidades, deuda, entre otros. Sin embargo, debido a que la dinámica de las empresas puede diferir por el tipo de actividad que desempeñen, el análisis también se lleva a cabo desagregando por sector económico. De esta manera, para corregir por la presencia de datos atípicos al interior de la muestra (*outliers*), se identifica por período, sector y variable, el percentil 1 y 99 de dicha distribución, de forma que las observaciones que se encuentren fuera del rango se excluyen (Tabla 3)⁴.

Los sectores que se analizan son aquellos que a diciembre de 2017 concentraban una mayor proporción de deuda del total de la cartera comercial, es decir, comercio (20,0%), manufactura (19,1%), construcción (16,1%), inmobiliario (10,2%) y agropecuario (5,0%). Como se observa en la Tabla 4, por número de firmas el orden de importancia es similar al descrito en participación de la cartera, siendo el sector comercio el que más empresas concentra (31,7% en promedio) y el agropecuario el que menos (9,6% en promedio; Tabla 4).

⁴ En promedio, el porcentaje de observaciones que se pierde por período es del 7%.

Tabla 4. Número de observaciones por sector

Período	Agropecuario	Manufactura	Construcción	Comercio	Inmobiliario	Otros	Total
1999	335	1,394	387	1,063	191	393	3,763
2000	378	1,553	473	1,208	258	467	4,337
2001	256	1,104	326	945	149	342	3,122
2002	517	1,740	628	1,567	376	598	5,426
2003	537	1,744	665	1,598	395	603	5,542
2004	485	1,618	703	1,782	395	494	5,477
2005	1,001	2,731	1,426	3,603	944	921	10,626
2006	1,213	3,367	1,947	4,487	1,227	1,097	13,338
2007	1,287	3,501	1,968	4,577	1,275	1,230	13,838
2008	1,362	3,581	2,169	4,901	1,399	1,317	14,729
2009	1,606	3,793	2,618	5,479	1,555	1,398	16,449
2010	1,558	3,637	2,542	5,226	1,503	1,294	15,760
2011	1,727	3,819	2,866	5,597	1,812	1,650	17,471
2012	1,755	3,762	2,895	5,458	1,841	1,622	17,333
2013	1,720	3,660	2,923	5,445	1,863	1,750	17,361
2014	1,686	3,532	2,981	5,099	1,913	1,682	16,893
2015	1,648	3,478	3,002	5,048	2,066	1,768	17,010
2016	1,319	2,896	2,245	4,165	1,660	1,376	13,661
2017	1,056	2,429	1,806	3,518	1,459	1,134	11,402
Participación promedio	9.6%	23.9%	15.5%	31.7%	10.0%	9.5%	

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

b. Identificación de firmas en distress financiero

Para identificar aquellas firmas que han presentado una situación de *distress* financiero se emplearon tres criterios: (i) casos oficiales de insolvencia; (ii) calificación crediticia menor o igual a B; y (iii) entidades que hayan presentado más de treinta días de mora en el pago oportuno de sus obligaciones financieras.

El primer criterio, el cual se define con base en la información de la SS (criterio SS), identifica aquellas firmas que en algún momento se han acogido a:

1. Liquidación obligatoria (Ley 222 de 1995)
2. Concordatos (Ley 222 de 1995)
3. Acuerdos de reestructuración (Ley 550 de 1999)
4. Liquidación judicial (Ley 1116 de 2006)
5. Reorganización empresarial (Ley 1116 de 2006)

De los cuales, los que se encuentran actualmente vigentes de acuerdo con el régimen de insolvencia empresarial son los numerales 4 y 5. En adición a estos cinco casos, también se

considera que una firma puede clasificar en una situación de *distress* cuando incurre en quebranto patrimonial, es decir, cuando su patrimonio es inferior al 50% del capital suscrito y pagado. Lo anterior, debido a que de acuerdo con lo estipulado en el artículo 457 del Código de Comercio, cuando una empresa cumple con esta condición puede estar sujeta a disolución.

El segundo y tercer criterio, los cuales se definen con base en la información de la SFC (criterio SFC), buscan identificar a aquellas entidades que han incurrido en atrasos del pago oportuno de sus obligaciones financieras. Según el Anexo 1 del Capítulo II de la Circular Básica Contable y Financiera de la SFC, si solo se tuvieran en cuenta los días de mora, los préstamos comerciales deberían ser calificados de la siguiente manera: (i) categoría A: créditos con un mes o menos de mora; (ii) categoría B: créditos con más de uno y hasta tres meses de mora; (iii) categoría C: créditos con más de tres y hasta seis meses de mora; (iv) categoría D: créditos con más de seis y hasta doce meses de mora; y (v) categoría E: créditos con más de 12 meses de mora. En principio, el segundo criterio captura esta clasificación; no obstante, hay firmas que se clasifican en categoría A y cuentan con más de 30 días de mora. De esta manera, estas firmas son reclasificadas e identificadas como entidades en *distress* financiero.

Tabla 5. Número de observaciones por sector

Período	No. de firmas	Criterio SS	Criterio SFC	Total	% firmas en <i>distress</i>
1999	3,763	49	1,280	1,280	34.1
2000	4,337	83	1,505	1,515	35.0
2001	3,122	59	1,095	1,098	35.3
2002	5,426	51	1,540	1,545	28.5
2003	5,542	37	1,381	1,392	25.2
2004	5,477	14	999	1,002	18.3
2005	10,626	14	1,739	1,743	16.5
2006	13,338	18	2,437	2,446	18.4
2007	13,838	26	2,636	2,646	19.2
2008	14,729	21	3,811	3,817	25.9
2009	16,449	52	4,476	4,493	27.3
2010	15,760	34	4,322	4,329	27.4
2011	17,471	84	4,440	4,460	25.5
2012	17,333	26	3,741	3,741	21.6
2013	17,361	62	3,884	3,908	22.5
2014	16,893	39	3,207	3,232	19.3
2015	17,010	93	3,017	3,080	18.2
2016	13,661	80	2,450	2,473	18.1
2017	11,402	83	1,980	1,998	17.5

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

El resumen de observaciones de firmas en *distress* por período se presenta en la Tabla 5. Como se observa, la mayoría de casos identificados son por el criterio SFC, los cuales comúnmente incluyen aquellos identificados por el criterio SS. Al analizar la proporción de firmas en *distress* para la historia, se observa que la mayoría de los casos se presentaron a

finales de los 90, lo que coincide con la crisis hipotecaria del país, mientras que un segundo auge en la proporción de firmas en *distress* ocurrió en el período 2008-2009, años de la crisis financiera internacional (Gráfico 1).

Gráfico 1. Proporción de firmas en *distress* financiero



Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

c. Dinámica de las entidades en *distress* financiero

Para contar con una primera aproximación a la capacidad que tienen las variables de anticipar un período de *distress* se analiza la dinámica de cada uno de los indicadores en los períodos previos y posteriores al que las firmas presenten esta condición. La Tabla 6 ejemplifica la manera en la que se organiza la información para un grupo de trece entidades que fueron clasificadas en *distress* financiero en el año 2009. Debido a la heterogeneidad que presentan los valores por firma, además del promedio se calcula la mediana de los indicadores individuales para cada período t antes y después del evento de *distress*.

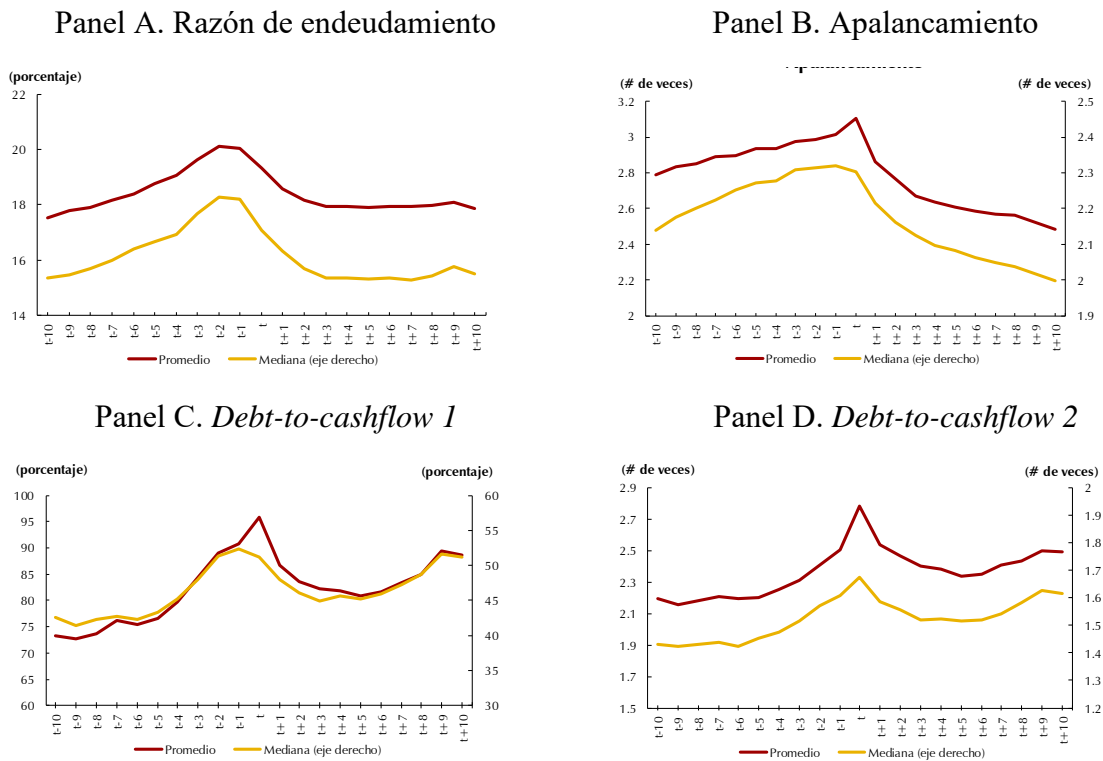
Los resultados para el agregado de las firmas se presentan en el Gráfico 2. Para todas las variables analizadas, el valor del indicador en el período t (evento de *distress*) es, por lo general, el peor de todos. Asimismo, se observa que de manera progresiva el indicador va aumentando (disminuyendo en el caso del margen neto; Panel F) en los años previos a que las firmas se encuentren en *distress*. De esta manera, la evolución de las variables para este grupo de entidades permite inferir que es posible encontrar un nivel a partir del cual se podría identificar deudores más riesgosos que otros. Lo anterior es útil no solo desde el punto de vista de la administración de riesgos por parte de los establecimientos de crédito, sino desde una perspectiva de estabilidad financiera, puesto que la identificación temprana de acumulación de vulnerabilidades podría permitir implementar estrategias para la mitigación de riesgos derivados del comportamiento crediticio de las empresas del sector corporativo.

Tabla 6. Ejemplo de evolución de la razón de endeudamiento para entidades en *distress*

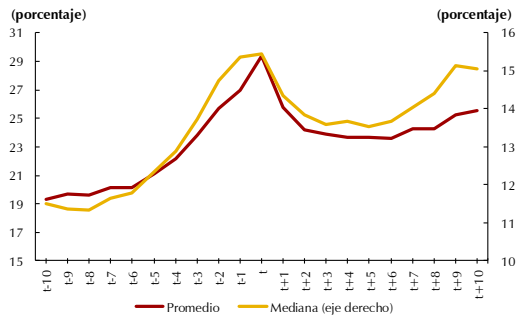
Firmas	Período Distress	t-5	t-4	t-3	t-2	t-1	t	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5
Firma 1	2009	16.2896356	13.4645924			15.9985551	26.4799798	22.439024	16.90334	11.7422631	1.69659128	0.04761208
Firma 2	2009	9.35293484	4.52325213	4.21794471	5.35346208	3.93344057						
Firma 3	2009	19.1006731	17.4469748		18.5307066	16.8041152	13.37109	3.98784799	1.46829293	2.38952077	5.01711417	4.95950054
Firma 4	2009						5.36800685	6.64975452	3.16479846	2.63698716	4.23030331	
Firma 5	2009	8.73896961	19.7470295			42.9565493	38.821635	37.4414168	39.9037348	43.1792528	44.1794385	47.1396909
Firma 6	2009	12.8863262	6.99075528	9.92540102	4.4821591	3.03009922	7.07836079	4.81839108	2.19213004	0.71311012	0.88601081	17.0094092
Firma 7	2009	1.88767698	3.79017782	1.74255744	2.32087767	2.84910897	2.44558573		2.93260771	2.15194998	0.39992198	0.12930041
Firma 8	2009			27.0510077	35.7475329	39.8952605	52.4657847					
Firma 9	2009		11.4022324	11.2857051	22.9857321	17.9514535	19.2043611					
Firma 10	2009		54.3711784	41.5886393	39.8253535	39.5200215	25.0493043	21.716916	20.7831928	21.4155838	33.8516406	38.2027735
Firma 11	2009	5.52977272	3.82341478	0.76125084	0.18730633	0.13171868	0.92792253					
Firma 12	2009	11.0994786	10.2372001	21.087954	26.2197518		17.767513	24.3981181	22.8355261	29.3085748	32.4848113	30.7063815
Firma 13	2009	23.1011374	28.2638109	36.2866367	14.5619433	6.02115982	39.1329894	17.920437	28.6200212	25.6116256	14.4261772	11.9070303
Promedio		10.5405602	16.669913	16.8330883	16.9079308	17.3192276	19.3881518	17.4214882	15.4226271	15.4609854	15.2413344	18.7627123
Mediana		9.91922409	11.4022324	13.4645924	16.546325	15.9985551	17.767513	19.8186765	16.90334	11.7422631	5.01711417	14.4582197

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

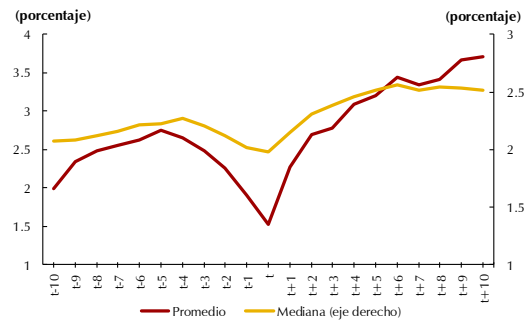
Gráfico 2. Evolución de las variables de entidades que presentan *distress* financiero



Panel E. *Debt-to-cashflow 3*



Panel F. Margen Neto



Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

IV. Metodología

Al analizar las variables propuestas diferenciando entre grupos de entidades (*i.e.* no *distress* y *distress*), la información sugiere que existen distinciones no solo en las tendencias de los indicadores, sino también en los niveles de los mismos⁵. De esta forma, de manera intuitiva se podría pensar en la existencia de umbrales que permitan identificar el momento en el cual se presenta la acumulación de vulnerabilidades asociadas principalmente con las decisiones de endeudamiento de las empresas. Para lo anterior, siguiendo lo propuesto por Ramsay y Sarlin (2016), se emplea un enfoque no paramétrico de extracción de señales para evaluar la capacidad de predicción de situaciones de vulnerabilidad de los indicadores analizados.

La metodología de extracción y evaluación de señales, propuesta inicialmente por Kaminsky *et al.* (1998), busca determinar la capacidad de un indicador en la identificación de un evento determinado (*e.g.* períodos de crisis vs. tranquilidad)⁶. De acuerdo con Ramsay y Sarlin (2016), al emplear dicha metodología en la determinación de indicadores de alerta temprana, el criterio de evaluación debe relacionarse con el problema subyacente, es decir, eventos de baja probabilidad y alto impacto. De esta manera, el marco en el cual se deben evaluar dichas señales se relaciona con el problema que enfrentaría un *policymaker* en la identificación de dichos eventos, por lo que explícitamente se consideran las preferencias entre omitir situaciones de *distress* (error tipo I) y emitir falsas alarmas (error tipo II), junto con la utilidad que derivaría de emplear un modelo para identificar dichos escenarios frente a no emplear ningún modelo.

⁵ Para un ejemplo de lo anterior remítase al Anexo.

⁶ Los autores también identifican un enfoque paramétrico alternativo (*one-step* o *k-step*) el cual incluye estimaciones de probabilidades mediante un *logit* multivariado o un modelo *probit*. Lo anterior permite considerar un gran número de variables de forma simultánea, y además obtiene un único resultado que corresponde a la probabilidad de ocurrencia de crisis. No obstante, esta estimación no provee una métrica de clasificación de variables dada su capacidad para predecir o fallar ante un episodio de crisis, y/o evitar falsas alarmas.

Para lo anterior se parte de definir una variable de estado binaria, $C_j(h)$, que tomará el valor de 1 durante eventos de *distress* y 0 en el caso contrario (para cada j -ésima observación y h períodos de pronóstico adelante). Para detectar los estados C_j empleando la información de los indicadores analizados, es necesario estimar la probabilidad de ocurrencia de *distress* p_j . Dicha probabilidad de ocurrencia se emplea para obtener la señal binaria P_j la cual tomará el valor de 1 si la probabilidad p_j supera un determinado umbral λ y 0 en caso contrario. Las señales obtenidas se clasifican en la conocida matriz de contingencia (Tabla 7), en la que:

1. Si el valor de la variable supera λ y $C_j(h) = 1 \rightarrow$ Verdadero positivo (VP)
2. Si el valor de la variable supera λ y $C_j(h) = 0 \rightarrow$ Falso positivo (FP)
3. Si el valor de la variable no supera λ y $C_j(h) = 1 \rightarrow$ Falso negativo (FN)
4. Si el valor de la variable no supera λ y $C_j(h) = 0 \rightarrow$ Verdadero negativo (VN)

Tabla 7. Matriz de contingencia

		Variable estado C_j	
		<i>Distress</i>	No <i>distress</i>
Predicción P_j	Señal	Acierto Verdadero positivo (VP)	Falsa alarma Falso positivo (FP)
	No señal	Omisión Falsos negativos (FN)	Silencio correcto Verdaderos negativos (VN)

Fuente: Ramsay y Sarlin (2016), elaboración de los autores.

Una vez se realiza la clasificación de las señales se pueden calcular múltiples medidas que capturan el desempeño de las variables como indicadores de alerta temprana. En particular, las que se emplean en este documento se asocian a los errores tipo I y tipo II:

$$\text{Error tipo I} = T_1 = \frac{FN}{(VP+FN)}$$

$$\text{Error tipo II} = T_2 = \frac{FP}{(VN+FP)}$$

En la realización de esta clase de ejercicios los resultados dependen considerablemente del umbral que se escoja. De acuerdo con Drehmann *et al.* (2014), si se establece un umbral muy elevado el indicador no marcará señal en muchas observaciones, lo que podría aumentar considerablemente la cantidad de períodos en los que se omite la identificación de eventos de *distress*. De forma contraria, cuando el umbral es muy bajo el indicador arrojará muchas señales, aumentando así la cantidad de falsas alarmas. Por lo anterior, siguiendo lo propuesto por Ramsay y Sarlin (2016), la escogencia de los umbrales se realizó a través de la minimización de la función de pérdida que enfrentaría un *policymaker* dadas sus preferencias

relativas entre omitir la identificación de un evento de *distress* frente a emitir falsas alarmas. Dicha función de pérdida se resume en la siguiente fórmula:

$$L(\mu) = (\mu T_1 P_1)^2 + ((1 - \mu) T_2 P_2)^2$$

donde $\mu \in [0,1]$ es la preferencia relativa del *policymaker*, P_1 es la probabilidad no condicional de crisis, P_2 la probabilidad no condicional de períodos de tranquilidad, y T_1 y T_2 a los errores tipo I y tipo II. Para el presente análisis se asume que el *policymaker* es más averso a omitir situaciones de *distress*, por lo que se define el valor del parámetro $\mu = 0,8$.

Adicionalmente, se evalúa la utilidad que obtiene el *policymaker* a partir de emplear dicho modelo frente a no utilizar ningún modelo, es decir, una situación en la que opte por clasificar todos los períodos como *distress* o clasificar todos los períodos como no *distress*. La función de utilidad absoluta se define como:

$$U_a = \min(\mu P_1, (1 - \mu) P_2) - L(\mu)$$

donde la primera parte de la expresión representa la pérdida asociada a no utilizar ningún modelo. Lo anterior se debe a que en el caso en que el *policymaker* decide clasificar todos los períodos como *distress*, la tasa de falsos negativos es 0 y la de falsos positivos es 1, por lo cual su pérdida es de $(1 - \mu) P_2$. En contraste, si opta por clasificar todos los períodos como no *distress*, la tasa de falsos negativos es 1 y la de falsos positivos es 0, por lo que la pérdida sería μP_1 . De esta forma, la expresión completa permite inferir que cuanto mayor sea la pérdida asociada al modelo evaluado, menor será su utilidad absoluta.

Finalmente, también se calcula el área bajo la curva ROC (AUC por sus siglas en inglés) la cual es comúnmente empleada como medida de aciertos en la capacidad de clasificar eventos y como comparación de diversos indicadores⁷.

V. Resultados

a. Capacidad predictiva de los indicadores (*in-sample*)

Los resultados de la estimación de las medidas propuestas bajo los parámetros elegidos se presentan en la Tabla 8 para el agregado del sector corporativo privado⁸. Al analizar el porcentaje de errores tipo I y tipo II se observa que para el grupo de medidas de *debt-to-cashflow*, la tercera es la que presenta menores errores, mientras que en las de endeudamiento, la razón de endeudamiento financiero es la que registra los mejores

⁷ En particular, la curva ROC relaciona la TVP y la TFP considerando distintos umbrales. Un valor de la AUC de un indicador líder perfecto será igual a 1, lo que indicaría que todas las señales obtenidas son acertadas.

⁸ Debido a que el horizonte de pronóstico que se escogió para el ejercicio es de un año, se cuenta con resultados para el período 2000-2017. Por facilidad de presentación, los valores de la Tabla 8 corresponden a la mediana de los valores de dicho período.

resultados. Con respecto a la utilidad de emplear el modelo, los resultados son similares para todas las variables, mientras que en términos del AUC los resultados sugieren que las medidas que mejor capacidad predictiva poseen son, de nuevo, el *debt-to-cashflow* 3 y la razón de endeudamiento.

Tabla 8. Desempeño *in-sample* de los indicadores propuestos

Indicador	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Razón de endeudamiento	32.03	50.60	13.39	61.36	11.72
Apalancamiento	32.43	55.69	13.37	57.24	1.89
Debt-to-cashflow 1	31.68	51.18	13.43	62.18	30.91
Debt-to-cashflow 2	33.27	52.78	13.39	58.71	1.21
Debt-to-cashflow 3	30.19	49.85	13.44	63.07	9.47
Margen Neto	34.92	54.85	13.35	57.96	3.13

Nota: Los resultados corresponden a la mediana de los valores obtenidos para cada año de análisis.

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

Un inconveniente de emplear los umbrales que se obtienen para evaluar la salud financiera de todas las firmas es que se deja de lado el hecho que existe heterogeneidad en la muestra. Por esta razón, para incorporar dichas particularidades en términos de estructura de financiamiento y composición de balance, el análisis también se llevó a cabo diferenciando por sector (Tabla 9 a 14).

Tabla 9. Desempeño *in-sample* por sector – razón de endeudamiento

Sector	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Agropecuario	26.74	54.91	13.35	64.04	9.77
Comercio	37.60	45.61	13.14	61.44	15.97
Construcción	23.50	62.14	13.26	61.05	8.21
Inmobiliario	34.78	46.90	13.95	59.62	10.67
Manufactura	27.44	55.04	13.26	62.68	11.67

Tabla 10. Desempeño *in-sample* por sector – apalancamiento

Sector	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Agropecuario	24.52	60.43	13.25	58.89	1.53
Comercio	40.61	48.38	12.95	55.99	2.29
Construcción	26.13	64.07	13.03	54.32	1.84
Inmobiliario	30.47	52.26	13.90	57.51	1.90
Manufactura	27.11	55.82	13.23	61.60	1.79

Tabla 11. Desempeño *in-sample* por sector – *debt-to-cashflow 1*

Sector	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Agropecuario	21.40	57.05	13.33	62.23	39.84
Comercio	36.95	39.74	13.13	62.78	41.23
Construcción	24.07	60.70	13.31	59.82	24.92
Inmobiliario	36.10	48.76	13.51	56.78	19.65
Manufactura	24.69	54.55	13.38	62.93	33.53

Tabla 12. Desempeño *in-sample* por sector – *debt-to-cashflow 2*

Sector	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Agropecuario	26.75	63.53	13.23	57.95	1.35
Comercio	43.89	42.99	13.05	58.89	1.49
Construcción	25.00	65.30	13.16	54.53	1.12
Inmobiliario	42.68	46.24	13.28	54.01	0.96
Manufactura	26.89	53.85	13.44	62.39	1.17

Tabla 13. Desempeño *in-sample* por sector – *debt-to-cashflow 3*

Sector	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Agropecuario	24.97	54.88	13.36	62.73	10.48
Comercio	37.09	39.60	13.20	64.57	10.03
Construcción	24.80	60.04	13.34	60.49	7.03
Inmobiliario	30.43	48.89	13.51	56.26	8.15
Manufactura	26.28	51.57	13.41	65.21	9.56

Tabla 14. Desempeño *in-sample* por sector – margen neto

Sector	h=1 y $\mu=0.8$				
	T_1	T_2	U_a	AUC	λ
Agropecuario	26.28	56.83	13.38	59.59	4.06
Comercio	44.51	43.54	12.94	55.55	1.54
Construcción	28.19	61.85	13.25	58.08	4.29
Inmobiliario	38.91	50.68	13.40	56.39	4.41
Manufactura	29.38	58.37	13.14	61.19	3.56

Nota: Los resultados corresponden a la mediana de los valores obtenidos para cada año de análisis.

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

En general se observa que los resultados de las distintas medidas son ligeramente superiores con respecto a los resultados agregados. En particular, los errores tipo I y tipo II son inferiores y en la mayoría de casos el AUC es superior. Sin embargo, la mayor ganancia al realizar el análisis desagregando por sectores se encuentra en la determinación del umbral de las

variables. Por ejemplo, para el caso de la razón de endeudamiento, el umbral agregado sugeriría que las firmas que presentaran un valor superior al 11,7% deberían ser clasificadas como potenciales firmas en *distress*; no obstante, al evaluar los resultados por sector se encuentra que para el sector de la construcción el umbral óptimo sería 8,2% mientras que para comercio 15,9%.

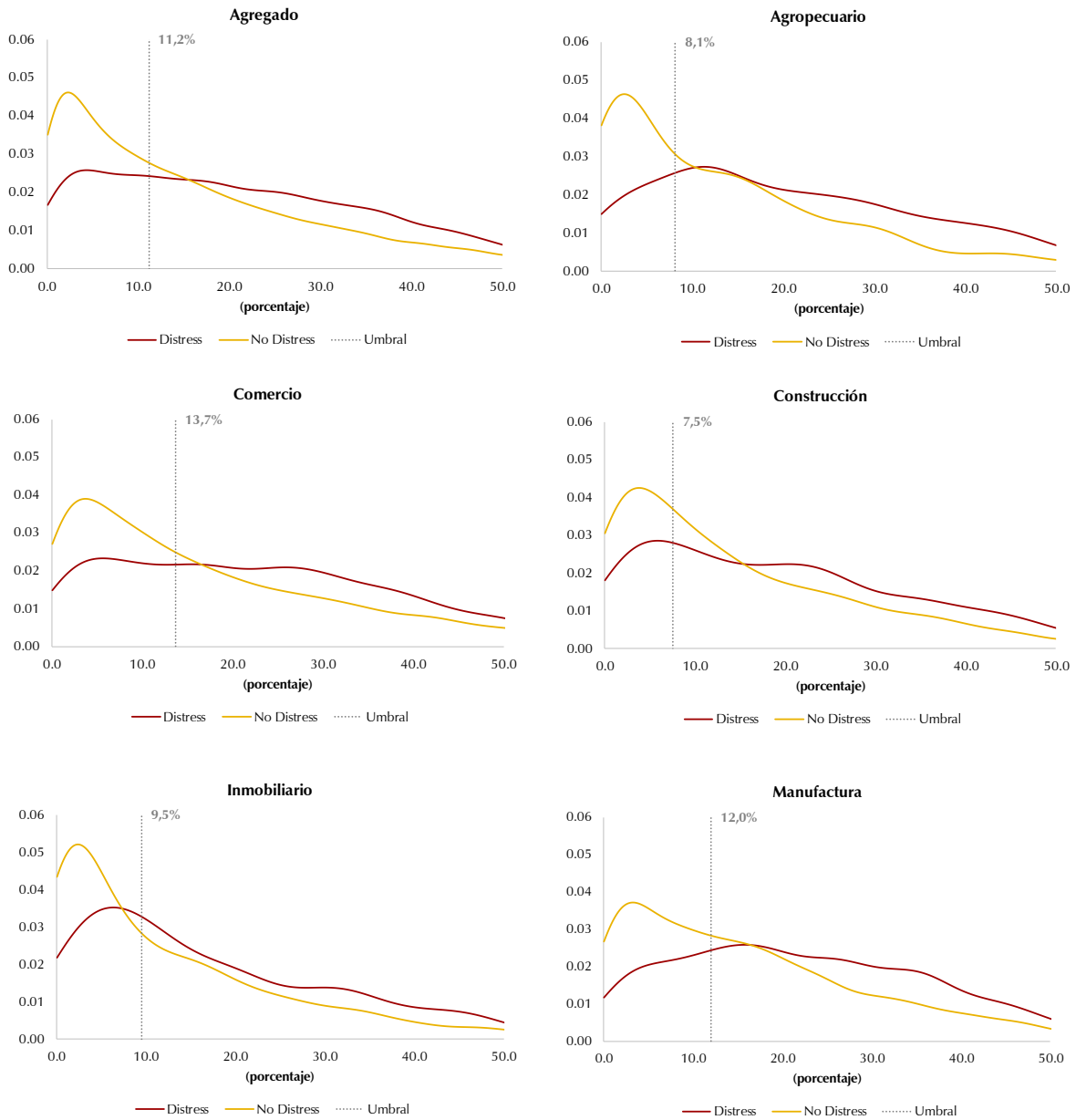
b. Distribución empírica de las firmas en distress y no distress

El análisis de la distribución empírica de las variables permite entender el grado de sensibilidad que puede llegar a tener el análisis de señales y la significancia del valor encontrado para el AUC. Dos distribuciones empíricas de densidad cuya área no se intersecta en ningún punto permitirían encontrar un umbral que generaría una predicción perfecta, lo que a su vez se traduciría en un AUC igual a 1. No obstante, si la intersección no es nula, la predicción dejará de ser perfecta y el AUC se ubicaría en un rango entre 0 y 1. Entre mayor la separación de las distribuciones, mayor el AUC y viceversa⁹ (Janssens, 2017).

El Gráfico 3 ejemplifica lo anterior al evaluar la distribución de la razón de endeudamiento para ambos grupos de entidades para el año 2008. Como se mencionó en la subsección anterior, el umbral es distinto según el sector que se analice, al igual que lo son las distribuciones entre grupos de entidades. La distribución de las entidades en *distress* es mucho más aplanada y sesgada a la derecha que la de las entidades en no *distress* y las medianas muestrales de ambos grupos difieren. Adicionalmente, se observa que en la mayoría de los casos donde se traza el umbral, la frecuencia de encontrar una firma en *distress* es superior a la de encontrar una estable. De lo anterior se podría concluir que, si bien los umbrales no realizan una clasificación perfecta, logran el objetivo de separar los dos grupos de firmas e incluso de mejor manera cuando se consideran distintas características, en este caso particular, el sector donde se desempeñan.

⁹ Formalmente la relación entre el área entre las curvas y el AUC se expresa mediante la medida de asociación conocida como *d* de Somers, así: $AUC = \frac{(d+1)}{2}$

Gráfico 3. Distribuciones observadas de las firmas en *distress* y no *distress* para el año 2008 – razón de endeudamiento



Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

c. Capacidad predictiva de los indicadores (*out-of-sample*)

Con el fin de validar la capacidad predictiva *out-of-sample* de las variables analizadas y evaluar su utilidad como indicadores de alerta temprana, se estimó el porcentaje de aciertos

en la identificación del estado de salud financiera de una firma para un horizonte de pronóstico de un año.

En la Tabla 15 se ejemplifica el procedimiento para obtener el indicador de aciertos para el año 2001. Para ello se parte de calcular el umbral que se obtendría para el año 2000 (columna C) empleando la información de la variable en 1999 (columna A) y el estado de *distress* del año 2000 (columna B). Posteriormente, empleando los valores de la variable que toman las firmas en el año 2001 (columna D), se pronostica cuáles de ellas presentarían una situación de *distress*, lo cual sucede cuando el valor observado de la variable es superior al umbral. Finalmente, se contrasta el estado actual de la firma (columna F) con el del pronóstico (columna E), y aquellos casos en los que el observado es igual al pronóstico se clasifica como un acierto (columna G). De esta forma, el porcentaje de aciertos se calcula como la sumatoria de aciertos sobre el total de observaciones.

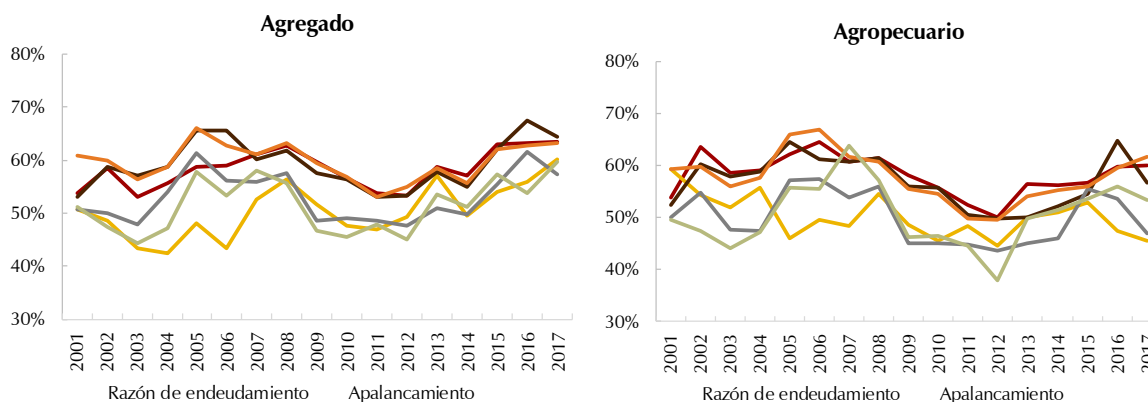
Tabla 15. Cálculo del porcentaje de aciertos - ejemplo

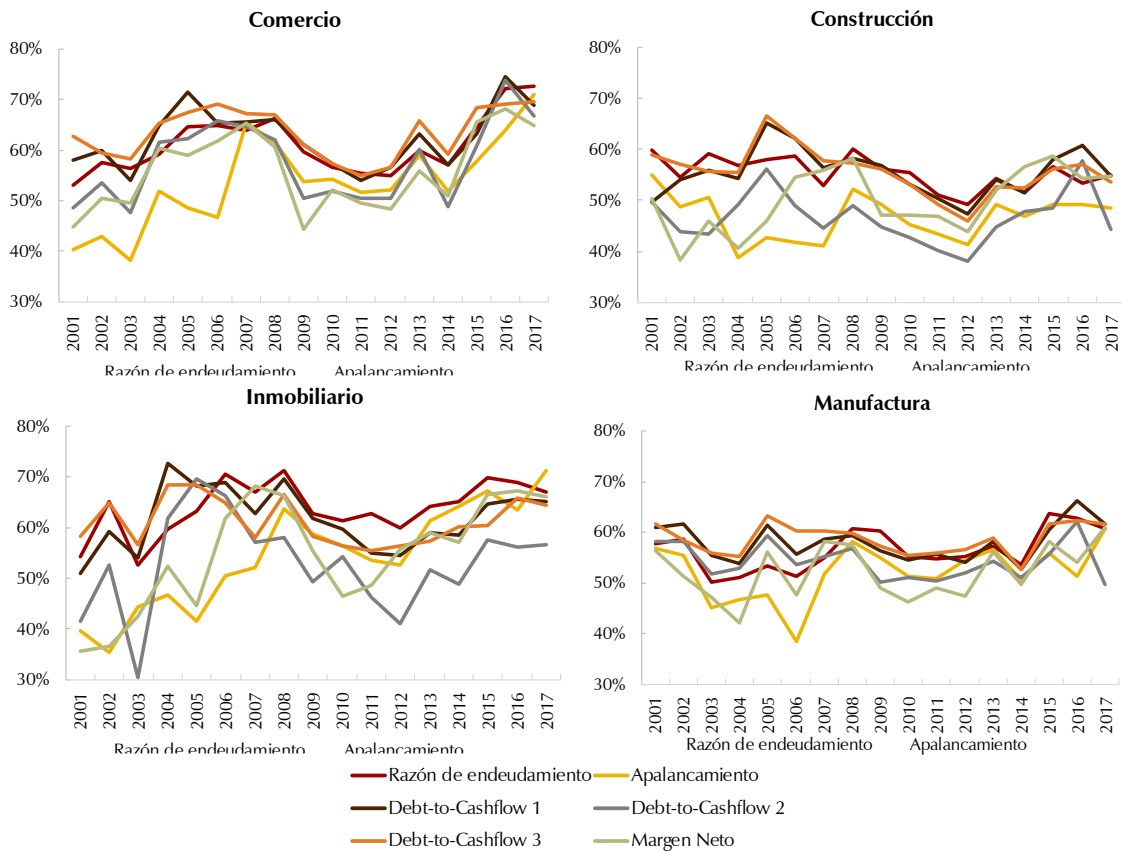
Firmas	Valor de la variable en 1999 (A)	<i>Distress</i> observado en 2000 (B)	Umbral (con variable del '99 con <i>distress</i> del '00) (C)	Valor de la variable en 2001 (D)	Pronóstico <i>distress</i> en 2001 (E)	<i>Distress</i> observado en 2001 (F)	Acuerdo? (G)
Firma 1	10.8	1	10.2	12.7	1	0	0
Firma 2	18.5	1	10.2	36.2	1	1	1
Firma 3	44.4	1	10.2	29.1	1	1	1
Firma 4	5.9	0	10.2	9.5	0	0	1
Firma 5	25.5	0	10.2	2.6	0	0	1
Firma 6	9.3	0	10.2	18.6	1	0	0

Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

Los resultados por indicador sugieren algo similar a lo observado para las medidas *in-sample*; en general, las que presentan un mejor desempeño son la razón de endeudamiento y el *debt-to-cashflow* 3. Adicionalmente, al evaluar la dinámica por sector se encuentra que el de comercio es de los que exhibe un mejor desempeño, seguido por el inmobiliario (Gráfico 4).

Gráfico 4. Porcentaje de aciertos para el agregado del sector corporativo y por sector





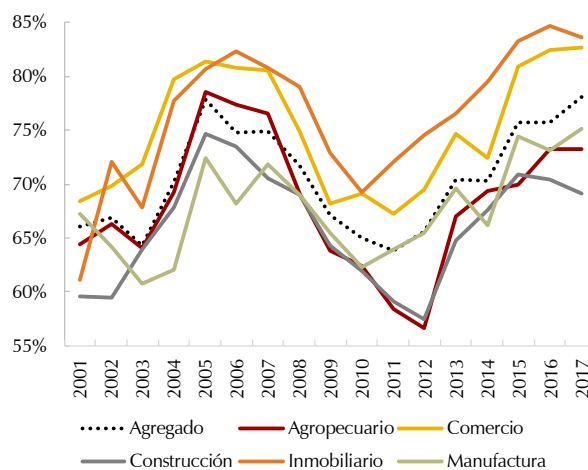
Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

Debido a que evaluar la capacidad de un indicador de manera aislada en la predicción de situaciones de vulnerabilidad de una firma puede desconocer otros factores como su estructura de negocio o sus decisiones habituales de fondeo, junto con las medidas presentadas anteriormente, también se evaluó una medida de porcentaje de aciertos conjunta, la cual busca capturar el grado de fragilidad de una firma al tomar en cuenta su apalancamiento, capacidad de hacer frente a sus obligaciones financieras, y rentabilidad. De esta manera, se lleva a cabo el ejercicio de pronóstico considerando que una firma presentará *distress* si su razón de endeudamiento, *debt-to-cashflow* 3 y margen neto se encuentran por encima de sus umbrales respectivos.

Los resultados de la medida conjunta se presentan en el Gráfico 5. Como se puede observar, en todos los casos el porcentaje de aciertos aumenta de manera considerable, lo que sugiere que al tener en cuenta la interacción de distintas variables es más factible identificar de manera correcta la salud financiera de las entidades. Adicionalmente, al relacionar la proporción observada de entidades en *distress* para el agregado del sector corporativo privado (véase Gráfico 1) contra la medida de aciertos, se observa que antes de que la proporción

observada aumente, el indicador aumenta de manera continua. De forma contraria, en los períodos donde más proporción de firmas registraron *distress* el indicador de aciertos ya viene exhibiendo una tendencia decreciente, lo que podría sugerir que la fase de acumulación de vulnerabilidades se ha comenzado a materializar.

Gráfico 5. Porcentaje de aciertos de la medida conjunta



Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

VI. Consideraciones Finales

El monitoreo de la situación financiera de las firmas es relevante desde un punto de vista de estabilidad financiera en la medida en que el sector corporativo es el principal deudor de los establecimientos de crédito. En este sentido, este documento aportó en la identificación temprana de acumulación de vulnerabilidades a partir del desempeño de indicadores que capturan el desempeño de las firmas en Colombia.

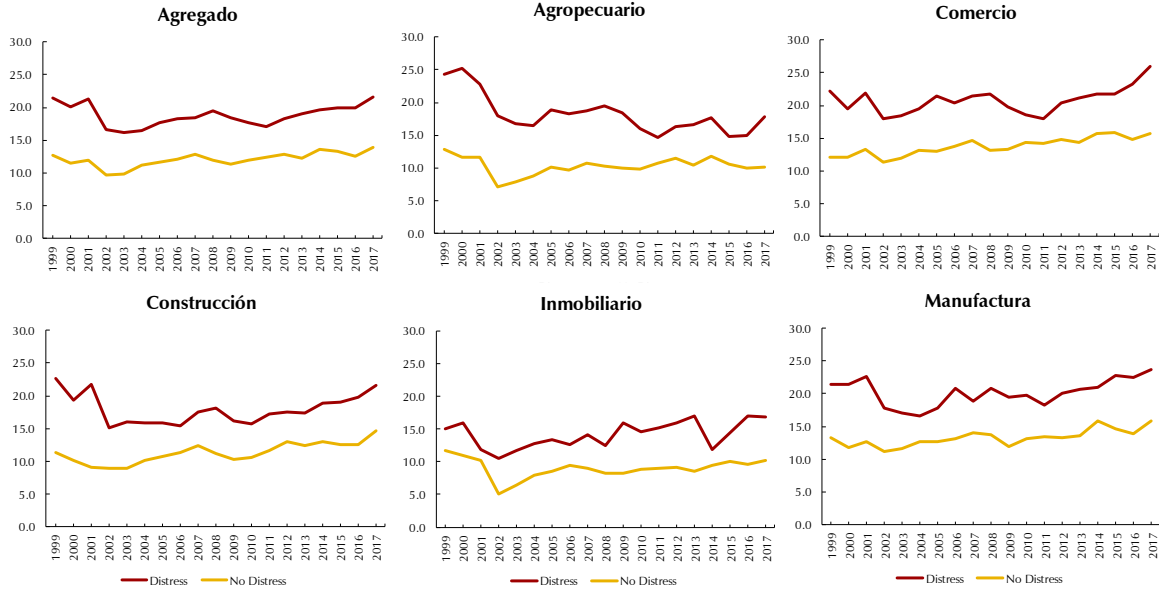
La evaluación de la capacidad de predicción de los indicadores para el agregado del sector corporativo privado señaló a la razón de endeudamiento y a una de las medidas de *debt-to-cashflow* como las de mejor desempeño para identificar la posible presencia de eventos de *distress*. El análisis sectorial arrojó resultados similares: por un lado, la razón de endeudamiento tiene mayor capacidad de predicción para las firmas de los sectores agropecuario, construcción e inmobiliario, mientras que la tercera medida de *debt-to-cashflow* tiene un mejor desempeño para el sector comercio y manufactura. Asimismo, el análisis sectorial evidencia la importancia de desagregar la muestra debido a que cada sector cuenta con particularidades que hacen que el umbral para identificar firmas en posible situación de *distress* sean diferentes.

Adicionalmente, se evaluó un indicador de medidas conjuntas, el cual incorpora la información de apalancamiento, carga financiera y rentabilidad de las firmas. Esta medida conjunta genera mejores resultados que las individuales en la identificación del estado de salud financiera de las firmas, lo cual resulta relevante para la identificación temprana de escenarios de acumulación de riesgos en el sector corporativo privado.

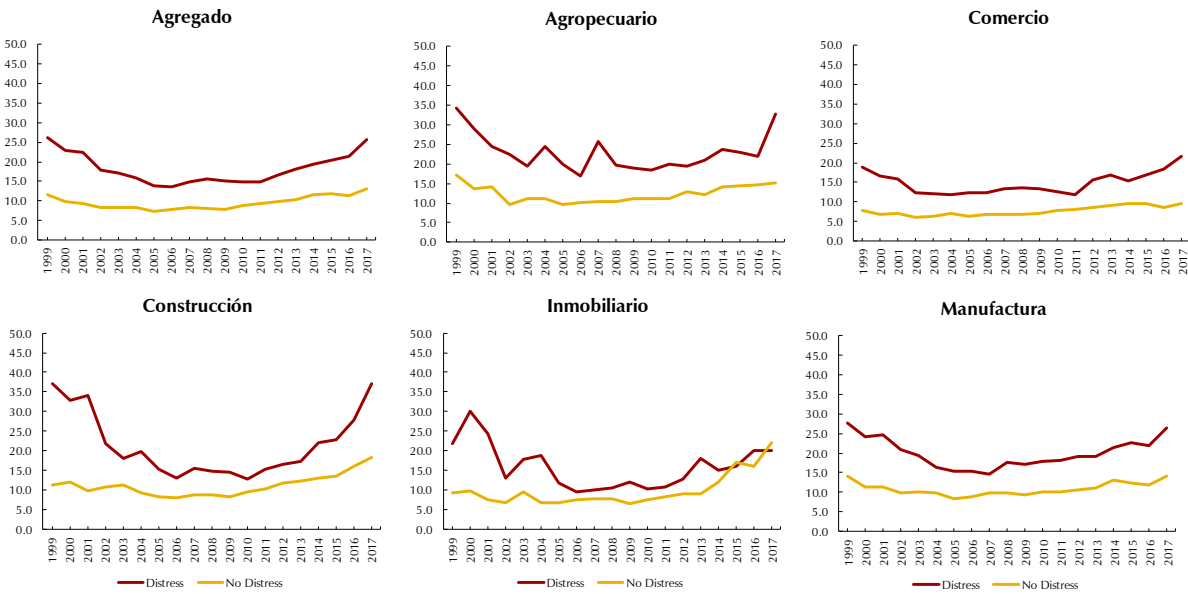
Los trabajos futuros relacionados a este tema podrían incluir un mayor grado de desagregación de las características de las firmas, tales como el tamaño, la existencia de *holdings* financieros, nichos de mercado, entre otros, lo cual permitiría capturar de forma más acertada los cambios atípicos que puedan relacionarse con una mayor toma de riesgo y que, por ende, puedan afectar la estabilidad financiera.

Anexo – Evolución de las medidas de endeudamiento de firmas en *distress* y no *distress*

Panel A. Razón de endeudamiento (%)



Panel B. Debt-to-cashflow 3 (%)



Fuente: Superintendencia de Sociedades y Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos de los autores.

Bibliografía

1. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609.
2. Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111.
3. Bordo, M. D., Dueker, M. J., & Wheelock, D. C. (2002). Aggregate price shocks and financial instability: A historical analysis. *Economic Inquiry*, 40(4), 521-538.
4. Beaver, W. H., Correia, M., & McNichols, M. F. (2011). Financial statement analysis and the prediction of financial distress. *Foundations and Trends® in Accounting*, 5(2), 99-173.
5. Houghton, K. A., & Woodliff, D. R. (1987). Financial ratios: the prediction of corporate 'success' and failure. *Journal of business finance & accounting*, 14(4), 537-554.
6. Lemus, J. S., Corredor-Waldron, A., & Rueda, J. G. (2012). Fragility determinants of the private corporate sector in Colombia. *Temas*, 66.
7. Lemus-Esquivel, J. S., Quicazán-Moreno, C. A., Hurtado-Guarín, J. L., & Lizarazo-Cuellar, A. M. (2015). Financial soundness index for the private corporate sector in Colombia. *Temas de Estabilidad Financiera; No. 82*.
8. Piotroski, J. D. (2000). Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers. *Journal of Accounting Research*, 38, 1-52.
9. Clavijo, F., Guarín, J., Jaulín, O., & Pirateque, J. (2016). *El requerimiento de capital contracíclico en Colombia* (No. 963). Banco de la Republica de Colombia.
10. Christensen, Ian & Li, Fuchun, 2014. "Predicting financial stress events: A signal extraction approach," *Journal of Financial Stability*, Elsevier, vol. 14(C), pages 54-65.

11. Sufi, A. (2007). Bank lines of credit in corporate finance: An empirical analysis. *The Review of Financial Studies*, 22(3), 1057-1088.
12. Janssens, A. C. J. (2017). *A more intuitive interpretation of the area under the ROC curve* (No. e3468v1). PeerJ Preprints.
13. Jones, S. (2016). A cash flow based model of corporate bankruptcy in Australia. *Journal of Applied Management Accounting Research*, 14(1), 23.
14. KhanI, A. H., & Guruli, M. R. (2015). Predicting bankruptcy by liquidity ratios analysis. *Jurnal UMP Social Sciences and Technology Management Vol*, 3(2).
15. Ramsay, B. A., & Sarlin, P. (2016). Ending Over-lending: Assessing Systemic Risk with Debt to Cash Flow. *International Journal of Finance & Economics*, 21(1), 36-57.
16. Torres Filho, E., Martins, N., & Miaguti, C. (2017). Minsky's Financial Fragility: An Empirical Analysis of Electricity Distribution Companies in Brazil (2007–15). *Levy Economics Institute, Working Papers Series*, (896).
17. Drehmann, M. y Tsatsaronis, K. (2014). The credit-to-GDP gap and countercyclical capital buffers: questions and answers. *BIS Quarterly Review*.

