



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

SRISK: una medida de riesgo sistémico para la banca colombiana 2005-2019

Camilo Eduardo Sánchez Quinto

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá D.C., Colombia

2020

SRISK: una medida de riesgo sistémico para la banca colombiana 2005-2019

Camilo Eduardo Sánchez Quinto

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Ciencias Económicas

Director (a):

Ph.D. Jonathan Malagón González

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá D.C., Colombia

2020

Sin esas personas que empujan nuestro día a día, a veces inconscientemente, esto no hubiera podido ser. A todas ellas, una vida de agradecimiento.

Sigue estando bueno.

Agradecimientos

Esta tesis es el fruto de un trabajo que se ha nutrido de múltiples discusiones por tres años. Agradezco al profesor Jonathan Malagón por la motivación inicial y la orientación a lo largo de este trabajo. También quisiera agradecer a la Asociación Bancaria y de Entidades Financieras de Colombia (Asobancaria) y al profesor Robert F. Engle, director del *Volatility Institute* de la Universidad de Nueva York (NYU), por las asesorías brindadas durante el desarrollo de la investigación. De igual forma, reconocer la ayuda recibida por Wilmar Cabrera, Santiago Gamba, Camilo Gómez, Eduardo Yanquen y Cristhian Ruiz, quienes con su conocimiento y discusiones sobre riesgos financieros y econometría me ayudaron a mejorar este trabajo. Finalmente, quiero agradecer especialmente a Érika Díaz, Álvaro García, David González, Mauricio Gutiérrez y Christian Palencia por sus consejos, las revisiones múltiples a versiones preliminares de este documento y por su apoyo incondicional.

Resumen

Una de las lecciones que dejó la crisis financiera de 2008 fue la importancia de estudiar el rol del riesgo sistémico en la estabilidad de los sistemas financieros. Al respecto se han desarrollado líneas de investigación que, tomando la mayor cantidad de información, tienen el objetivo de brindar métricas fiables y oportunas sobre la solidez de la banca. Entre estas resalta el SRISK (Brownlees & Engle, 2016), una medida que combina el comportamiento del mercado, la relación de solvencia, el nivel de apalancamiento y los resultados contables de las entidades financieras para hallar el riesgo sistémico bajo un escenario de crisis financiera. Este documento replica la metodología SRISK ajustada para el sistema bancario colombiano a través de modelos GJR-GARCH-DCC. Los resultados sugieren que, si bien el riesgo sistémico en la banca ha sido históricamente bajo, este alcanzó su máximo histórico en el pasado reciente. Adicionalmente, se evidencia capacidad predictiva del SRISK sobre ciertos indicadores de la actividad productiva nacional, lo que abre una nueva línea de trabajo para establecer esta metodología como un indicador líder del comportamiento de la economía.

Palabras claves

Riesgo sistémico; sistema bancario; indicador líder; modelos Garch multivariados; Colombia.

JEL: C22, C23, C53, E44, G01, G21

Abstract

One of the lessons we learned from the 2008 financial crisis was the importance of studying the role of systemic risk in the stability of financial systems. In this regard, lines of research have been developed with the aim to provide reliable and timely metrics on the soundness of banks, taking as much information as possible. Among these, SRISK (Brownlees & Engle, 2016) stands out, a measure that combines market behavior, capital ratio, leverage and balance sheet of financial institutions to find the systemic risk under a sustained crisis scenario. This paper replicates the SRISK methodology adjusted for the Colombian banking system using GJR-GARCH-DCC models. The results suggest that, although systemic risk of banks has been historically low, it reached its maximum in the recent past. Additionally, a predictive capacity of SRISK on indicators of the national productive activity is evidenced, which opens a new line of research to establish this methodology as a leading indicator of the behavior of the economy.

Keywords:

Systemic risk; banking system; leading indicator; multivariate Garch models; Colombia.

JEL: C22, C23, C53, E44, G01, G21

Contenido

	Pág.
Resumen	VII
Lista de figuras	X
Lista de tablas	XI
Introducción	1
1. Revisión de literatura	5
1.1 El riesgo sistémico en Colombia	9
1.2 El cálculo del SRISK en mercados financieros en desarrollo.....	10
2. Descripción de datos	13
3. Caída esperada en el patrimonio y SRISK	19
3.1 Metodología.....	19
3.2 Resultados.....	24
3.3 Crisis sistémica del Covid-19	31
4. El SRISK y la macroeconomía	35
4.1 Metodología.....	35
4.2 Resultados.....	37
5. Conclusiones y consideraciones finales	41
A. Anexo: Pruebas estadísticas de las series financieras	45
B. Anexo: Algoritmo de estimación del LRMES	47
C. Anexo: Pruebas de correlación de los modelos Garch	49
D. Anexo: Modelo de vectores autorregresivos	50
Bibliografía	53

Lista de figuras

	Pág.
Figura 2-1: Colcap y series de alta transabilidad	14
Figura 2-2: Variables contable, macroeconómica y de vulnerabilidad	16
Figura 3-1: LRMES	26
Figura 3-2: Riesgo sistémico de la banca.....	29
Figura 3-3: Descomposición del exceso de capital agregado	32
Figura 3-4: Relaciones de solvencia individuales.....	34
Figura 4-1: Respuestas ante choque en el Capital bancario estimado	38

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 2-1: Estadísticas de los retornos financieros.....	14
Tabla 3-1: Retornos aritméticos multiperiodo del Colcap.....	21
Tabla 3-2: Modelos GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1).....	25
Tabla 3-3: Error cuadrático medio relativo de pronóstico.....	28
Tabla 3-4: Indicadores a marzo de 2020.....	31

Introducción

La crisis financiera global de 2008 evidenció cómo, a pesar de la implementación de regulaciones y estándares de buenas prácticas financieras internacionales (como Basilea I y II) que buscaban medir, monitorear y mitigar los riesgos asociados a las actividades de este sector, la materialización del riesgo sistémico en una pequeña zona del sistema financiero puede causar una crisis que se expande y adquiere un carácter internacional, con potenciales consecuencias sobre la actividad económica. Desde entonces, la estabilidad financiera ha tenido como eje central el estudio y monitoreo del riesgo sistémico, adquiriendo una importancia tal que actualmente se considera al conjunto de estabilidad financiera, de precios y crecimiento económico como los determinantes de la estabilidad macroeconómica sostenida en el tiempo (Blanchard, Dell’Ariccia y Mauro, 2013).

Así, en los últimos años se han desarrollado diversas metodologías que buscan identificar cuáles son las entidades que tendrían un impacto mayor sobre el sistema financiero en caso de una crisis, y que por ende su supervivencia es un elemento importante para la estabilidad del mismo. El presente trabajo utiliza una de ellas, conocida como SRISK, para cuantificar el riesgo sistémico de tres entidades bancarias que se encuentran en la bolsa de valores, que a su vez representan el 60% del sistema bancario por nivel de activos, con el objetivo de determinar aquellas que han contribuido en mayor medida a la generación de este riesgo, y de estudiar su posible uso como indicador líder de la actividad económica y financiera. Como hipótesis de partida, se postula que este riesgo ha sido históricamente bajo, sin llegar a sobrepasar el valor que el sistema bancario aporta en la producción nacional, y que su evolución anticipa los movimientos que a nivel macroeconómico tienen lugar.

La metodología de SRISK tiene su origen en la investigación desarrollada por Brownlees y Engle (2016). En esta se define un evento sistémico como una caída fuerte y sostenida en el índice accionario local y se calcula el riesgo sistémico de una entidad como el monto

del capital exigido por la regulación que no podría ser cubierto por su patrimonio valorado a precios de mercado durante dichos eventos. El cálculo del SRISK se realiza a partir de modelos Garch, los cuales describen el comportamiento del índice accionario Colcap y de las acciones de las entidades bancarias presentes en la BVC.

Utilizando los modelos estimados, se lleva a cabo un ejercicio de pronósticos simulados a un horizonte de 63 días y se trabaja únicamente con aquellos donde el Colcap se contrae en al menos 22,5%, reflejando un escenario de crisis. Así se obtiene la caída esperada en el patrimonio de las entidades, con la cual se calcula finalmente el riesgo sistémico. En un segundo ejercicio, se estima un modelo de vectores autorregresivos entre el valor agregado del riesgo y variables descriptivas de la evolución económica y financiera, en búsqueda de establecer relaciones y causalidades temporales entre estas variables.

Esta metodología presenta claras ventajas sobre otros indicadores existentes en la literatura económica. Concebido como un indicador aditivo de mercado, el SRISK toma la información de mercado para calcular un valor agregado de riesgo en un evento de crisis, y luego estima el aporte individual que cada entidad realiza. Así, la evaluación del riesgo de una entidad se hace teniendo en cuenta que forma parte del sistema bancario, y no como individuo aislado, como lo suponen otros indicadores de mercado. Frente a las metodologías que emplean información contable y son ampliamente usadas por las autoridades, puede diferenciar entre la contribución al riesgo y la participación que una entidad tiene en una crisis, y ha mostrado ser un buen predictor de la evolución macroeconómica y del dinero que se inyecta a las entidades financieras que quiebran.

En adición, el SRISK tiene en cuenta dentro de su cálculo variables provenientes de los balances contables, los niveles de apalancamiento y de solvencia requeridos por las autoridades, características que lo convierten en un indicador de mercado y contable de alerta temprana, que estima con mayor precisión el riesgo sistémico, y puede ser adaptado según las características y regulaciones de una jurisdicción.

Los resultados de este trabajo revelan que el riesgo sistémico del sector bancario captura y evidencia exposiciones durante los periodos de estrés financiero. Mientras el periodo de mayor fragilidad sobrevino a la caída de los precios del petróleo en 2014, al cierre de 2019 la banca contaba con COP \$22,2 billones (bn) de capital en caso de presentarse una crisis

generalizada. No obstante, la coyuntura actual causada por el Covid-19, caracterizada por una crisis económica y un auténtico evento sistémico, motivó la extensión del análisis hasta marzo de 2020, hallando que el riesgo sistémico alcanzó un máximo histórico en esta fecha, reflejando así la profundidad de la crisis actual sobre el sistema. Finalmente, se encontró que la evolución observada del capital bancario predice en el corto plazo el comportamiento del Indicador de Seguimiento a la Economía, resultado que abre una vía de análisis para su implementación como indicador líder.

Este documento se organiza en seis secciones, siendo esta primera la introducción. En la segunda sección se realiza la revisión de literatura empírica sobre riesgo sistémico a nivel internacional y local, y además se hace un breve recorrido sobre las dificultades que supone la aplicación de esta medida en países con mercados financieros en desarrollo. La tercera sección describe las variables utilizadas en las estimaciones, mientras la cuarta sección presenta las metodologías econométricas utilizadas durante este trabajo. En la quinta sección se exponen los resultados obtenidos. Por último, la sexta sección contiene las conclusiones y algunas consideraciones finales.

1.Revisión de literatura

Antes de la crisis financiera de 2008 (o *crisis subprime*), los estudios sobre riesgo sistémico se concentraban en aspectos como el costo del estrés financiero y el precio de los colaterales (Dow, 2000). Pero con su advenimiento, su relevancia se acrecentó y el enfoque se trasladó al estudio de las limitaciones del sistema financiero para funcionar (Smaga; 2014). La definición de riesgo sistémico adoptada por el Consejo de Estabilidad Financiera, el Banco de Pagos Internacionales y el Fondo Monetario Internacional (2009) a raíz de la crisis ilustra su comprensión en los últimos doce años: *el riesgo de interrupción de los servicios financieros causada por el deterioro de una o unas partes del sistema financiero y que tiene la posibilidad de impactar la economía real.*

Con los avances en la literatura se han extendido los canales que afectan el riesgo sistémico: la toma excesiva de riesgos durante los auges financieros, la liquidación masiva de activos y la interconexión entre entidades (De Nicolo et al., 2012), así como el efecto que tiene sobre una entidad la revelación de información sensible de otra entidad (Georg, 2011). Así mismo, se entiende que la mitigación del riesgo sistémico es competencia de las autoridades que se ocupan por mantener la estabilidad financiera, entendida como una situación en la que el sistema financiero: i) gestiona los riesgos financieros facilitando el desempeño de la economía y la asignación eficiente de los recursos; y ii) está en capacidad de absorber, disipar y mitigar de manera autónoma la materialización de los riesgos que surgen de eventos adversos (Banco de la República, 2017).

Asegurar que esta situación suceda es importante, pues como afirman Blanchard, Dell’Ariccia y Mauro (2013), el conjunto de estabilidad financiera, de precios, y el crecimiento económico son los tres factores que contribuyen la estabilidad macroeconómica de un país de manera sostenida en el tiempo. Por lo anterior, la correcta y oportuna medición del riesgo sistémico se constituye como una condición primordial y

necesaria en la tarea de monitorear la estabilidad macrofinanciera de una jurisdicción. Y en este camino, una métrica adecuada permite a las autoridades supervisoras y regulatorias medir el impacto que tendrían sobre el sistema financiero las entidades que más contribuyen al riesgo sistémico, y es un insumo valioso en la formulación de políticas para la supervivencia de las entidades que son más propensas a sobreponerse a una crisis y, por lo tanto, a mantener la estabilidad financiera¹.

En este sentido, las diversas metodologías que se han implementado desde la crisis estiman indicadores que se pueden clasificar como contables o de mercado². Los indicadores contables fueron desarrollados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CSBB) en 2013 y toman cinco variables de una entidad: i) tamaño, ii) interconexión, iii) sustituibilidad, iv) actividad operativa en el exterior, y v) complejidad. Esta metodología tiene como ventaja que puede ser aplicada a todas las entidades bancarias, y no depende de estándares contables locales, lo que asegura universalidad de utilización en los sistemas financieros³. Sin embargo, este indicador no permite diferenciar entre la participación y contribución que una entidad tiene en una crisis, y por sus características, es utilizado para análisis estructural posterior a la observación y/o materialización del riesgo sistémico.

En contraste, los indicadores de mercado toman información de este y aproximan el riesgo a través de modelos financieros. Estos indicadores se subdividen en aditivos y en aquellos no aditivos (Weistroffer, 2011). Mientras la primera categoría estima el riesgo sistémico

¹ En 2018 se introdujo a nivel local un colchón de capital contracíclico para las entidades con importancia sistémica local, equivalente al 1% de sus activos ponderados por riesgo, mientras en 2020 se definieron los planes de resolución que deben desarrollar las entidades sistémicas en caso de enfrentar situaciones de estrés financiero material. Estos dos casos son un claro ejemplo del monitoreo y mitigación que hacen las autoridades sobre el riesgo sistémico.

² Al respecto, es preciso aclarar que no existe una única forma de agrupar las medidas de riesgo sistémico. Bisias et. al (2012) afirman se puede realizar según su relación con el inicio de un evento sistémico, así: i) indicadores de alerta temprana, pruebas de estrés y ejercicios de simulación contrafactual; ii) indicadores contemporáneos de fragilidad y de seguimiento a las crisis; y iii) regulación macroprudencial y medidas sobre la estructura del riesgo sistémico.

³ En Colombia, el cálculo de este indicador se oficializó en 2019. En su primera aplicación, la Superintendencia Financiera de Colombia clasificó a Bancolombia, Banco de Bogotá, Davivienda y BBVA como entidades con importancia sistémica.

agregado y calcula la proporción que aporta cada entidad del sistema financiero⁴, la segunda calcula el riesgo que individualmente una entidad aporta al sistema cuando únicamente esta se encuentra en situación de crisis. Un ejemplo de medida no aditiva es el *Conditional Value at Risk* (CoVar; Adrian y Brunnermeier, 2010), que mide el cambio marginal del valor en riesgo del sistema financiero, cuando la entidad de interés se encuentra en su valor en riesgo.

Según Acharya, Engle y Richardson (2012), el riesgo sistémico cobra importancia cuando los niveles de capital, no solamente en una sola entidad, están bajos y la intermediación entre instituciones puede interrumpirse, por lo que la categoría de medidas aditivas presenta una ventaja en lo que respecta a la medición de este riesgo. Y frente a los indicadores contables, ambas medidas de mercado cumplen un papel relevante en el análisis de pronóstico y monitoreo, al poder emplearse como indicadores de alerta temprana o de seguimiento en tiempo real. Sin embargo, teniendo en cuenta que el análisis debería complementarse de ambos enfoques (Weistroffer, 2011), una metodología que busque ser un referente debería juntar las dos fuentes de información en un indicador aditivo.

Al respecto, en la literatura se encuentra la metodología conocida como SRISK (Brownlees & Engle, 2016), que combina información contable y de mercado de cada entidad financiera para crear un indicador de mercado aditivo, teniendo en cuenta además los requerimientos de capital que se exige al sistema financiero de un país. En su base, se define el riesgo sistémico como el monto de capital exigido por la regulación que no puede ser cubierto por una entidad cuando se está presentando un evento o un choque sistémico. Así, la metodología estima la caída esperada en el valor de mercado del patrimonio de una entidad condicional a este tipo de eventos, y cómo ello afecta su solidez patrimonial y su relación de solvencia.

⁴ La propiedad de aditividad hace referencia a que el riesgo sistémico total equivale a la suma de las contribuciones marginales de cada entidad. Esto es importante porque, si bien el enfoque macroprudencial de estabilidad financiera estudia el sistema como un todo, las políticas regulatorias de riesgo se introducen a nivel individual.

El SRISK pertenece a la corriente de déficit de capital (*Expected Shortfall*, ES) y su origen se remonta a Lehar (2005), quien definió el ES como el monto de deuda que no podría ser cubierto por los activos de la misma entidad en caso de quiebra y propuso la sumatoria de los ES individuales como un índice de estrés financiero. Siguiendo esta línea, Acharya, Pedersen, Philippon y Richardson (2010) relacionaron el déficit de capital y el riesgo sistémico al postular este último como el producto del costo social de una crisis, su probabilidad de ocurrencia y el ES de una firma cuando el sistema en general se encuentra subcapitalizado. Al último elemento de la ecuación lo renombraron *Systemic Expected Shortfall* (SES) y se calcula al multiplicar el grado de apalancamiento por la contracción promedio que sufre el patrimonio; esta última llamada en la literatura como *Marginal Expected shortfall* (MES; Acharya et al., 2012).

No obstante, el SES requiere que una crisis financiera haya tenido lugar para que su cálculo sea posible. En respuesta, el SRISK actualiza la corriente de indicadores aditivos de mercado y corrige este problema al utilizar modelos Garch multivariados sobre los retornos accionarios y emplear un método de simulación que construye el valor esperado del patrimonio bajo escenarios de crisis (*Long-run MES*, LRMES). En su primera aplicación empírica para Estados Unidos, los autores encontraron que: i) este indicador describe aumentos de riesgo sistémico con antelación a otras alternativas de modelación; ii) el SRISK se correlaciona y describe crisis económicas y financieras; iii) predijo la quiebra de instituciones durante la crisis y el valor que posteriormente el Gobierno inyectó para su rescate; y iv) pronosticó caídas en la actividad económica.

A partir de estos resultados, el SRISK se ha implementado en Europa, Dinamarca, Canadá y Sudáfrica. Se destacan el trabajo Engle, Jondeau y Rockinger (2014), quienes calcularon el riesgo sistémico de 196 instituciones financieras europeas y luego estimaron un modelo VAR entre el SRISK y variables macroeconómicas, confirmando su poder predictivo; el trabajo de Grinderslev y Kristiansen (2016), donde obtuvieron un resultado similar a Estados Unidos al predecir las capitalizaciones que realizó el gobierno danés durante la crisis *subprime*; y la investigación de Foggit (2016), quien reestimó el SRISK de Estados Unidos e incluyó el índice accionario de Sudáfrica para estudiar efectos de contagio, encontrando además que el menor acceso a mercados financieros y menores flujos de capital elevan el riesgo sistémico.

En resumen, al emplear un amplio conjunto de información y tener en cuenta la regulación local para producir un indicador de alerta temprana, la metodología de SRISK es apropiada para su aplicación en el sistema bancario colombiano. Así, el presente estudio se enmarca en la corriente de déficit de capital y extiende la línea de aplicación empírica a nivel local.

1.1 El riesgo sistémico en Colombia

El estudio del riesgo sistémico también se profundizó con la crisis y los trabajos realizados al respecto pueden agruparse por su característica relevante. Un primer grupo lo constituyen Cepeda (2008) y Machado et al. (2010), quienes describieron el sistema de pagos de alto valor y, a través de la simulación de choques sistémicos, identificaron las entidades más importantes para su funcionamiento y encontraron que son capaces de enfrentar una escasez temporal de liquidez. Este procedimiento se relaciona con la metodología de SRISK en la medida que analizan las entidades bajo escenarios hipotéticos de crisis.

Con otro enfoque, Gómez, Laverde y Morales (2011) relacionaron el riesgo sistémico con una posible medida de rescate en caso de quiebra. Para ello, estimaron las probabilidades de *default* y pérdidas dado el incumplimiento de cuatro entidades bancarias listadas en bolsa, encontrando que dicho monto es del 1% del PIB y se explica por bajos niveles de apalancamiento, mercados poco profundos, un sector financiero importante más allá del bancario, y regulaciones financieras conservadoras. Esta aproximación se encuentra ligada al SRISK toda vez que pretenden señalar posibles quiebras en el sistema bancario y brindar una estimación de sus valores de rescate.

En cuanto a los trabajos que amplían el análisis a todo el sistema bancario, se encuentran Cabrera, Corredor y Quicazán (2012), quienes además de incluir los bancos no listados en bolsa, relacionaron el riesgo sistémico con los requerimientos de capital que debería exigirse a una entidad, teniendo en cuenta el impacto que su quiebra tendría sobre las otras. Y León (2012), que emplea la información de los *spreads* de las operaciones realizadas en el mercado monetario para calcular las probabilidades de *default* individuales. Mientras los primeros autores encuentran que nueve entidades registrarían déficits de capital, el segundo concluye que son las entidades más apalancadas quienes tienen una mayor probabilidad de quiebra.

Frente a la ausencia de estudios que conectaran el riesgo sistémico con el resto de la economía, por un lado, Cabrera, Melo y Parra (2014) analizaron la relación entre este riesgo y el sector real, encontrando que choques provenientes del sector financiero lo impactan con mayor velocidad, que choques con origen en el sector real. Por otro lado, Gamba *et al.* presentaron en 2017 la prueba de estrés (*stress test*) que el Banco de la Republica realiza periódicamente para evaluar la resiliencia del sistema financiero e ilustrar posibles canales de transmisión que tendrían choques sobre la economía; a febrero de 2020, la rentabilidad del sistema se ubicaría en niveles negativos bajo un escenario extremo, pero la relación de solvencia agregada se mantendría por encima del mínimo regulatorio.

En relación con los estudios previos, la metodología de SRISK arroja las exposiciones individuales bajo escenarios de crisis, no se reduce a un pequeño grupo de entidades, puede brindar señales de quiebra y rescates financieros, y ser un predictor de la economía. Sin embargo, existen apenas dos trabajos seminales, y en ambos casos los modelos utilizados son estáticos, considerados por Brownlees y Engle como una aproximación previa al modelo dinámico que presenta el mejor desempeño. Malagón, Ruiz, Sánchez y Tamayo (2018) encontraron que el riesgo sistémico se ubicó en su máximo histórico al final de 2017 (COP \$21 bn), mientras Quicazán y Lemus (2018) consideraron siete entidades financieras y hallaron COP \$7 bn de exposición a la misma fecha. De esta manera, el presente trabajo extiende la línea de aplicación del SRISK utilizando un modelo dinámico adaptado al caso local y estudiando por primera vez relaciones macroeconómicas.

1.2 El cálculo del SRISK en mercados financieros en desarrollo

Una de las ventajas que posee la metodología SRISK es la posibilidad de construir un indicador de riesgo sistémico basado en variables de mercado fácilmente observables. En su aplicación a Estados Unidos, los autores de la metodología consideraron únicamente empresas con una capitalización superior a US \$5.000 millones, para las cuales se tienen los retornos de la acción y la capitalización bursátil. Esta metodología es implementada entonces pensando en mercados de capitales avanzados, no en sistemas financieros que carecen de liquidez y desarrollo profundos.

Para la aplicación de esta medida en Colombia no se cuenta con la información de mercado de un gran número de entidades bancarias, lo que es un obstáculo si se pretende extender el análisis a todo el sistema. Al respecto, la valoración presente de los flujos de ingresos futuros sobresale como teoría de valoración de empresas (Milei, 2011) y estudios previos han intentado estimar la información de mercado a partir de esta corriente. Bajo este enfoque, el valor de una empresa equivale a la razón entre su rentabilidad y el costo de reposición del capital (WACC)⁵, multiplicada por sus activos. Lo interesante es que esta razón puede interpretarse como una razón entre el valor de mercado y el valor contable de una empresa, la cual es conocida en la literatura económica como la *Q de Tobin* (Tobin, 1969). Así, el valor de una compañía puede calcularse como el producto de su *Q* y sus activos.

Ji, Jooyung y Lee (2015) realizaron un análisis comparativo de las medidas que aproximan la *Q* para treinta empresas listadas en la bolsa de valores de Seúl y encontraron que utilizar los activos contables en lugar del costo de reposición del capital no afecta significativamente el cálculo, por lo que la estimación se puede hacer de manera más sencilla. Una documentación de la literatura empírica relacionada con la estimación de la *Q de Tobin* se encuentra en Muñoz y Rodríguez (2014)⁶.

En Colombia, un estudio relacionado es el de Cardona, Gaitán y Velásquez (2017), quienes encuentran que el WACC de 23 empresas listadas en la BVC depende del WACC rezagado, el crecimiento de la economía, el índice accionario Colcap, la liquidez y el margen de ganancias⁷. En cuanto a trabajos sobre bancos no listados en bolsa se encuentra el de Malagón *et al.* (2018), quienes estimaron un modelo de datos panel para la razón valor de mercado y valor en libros del patrimonio⁸ de tres bancos colombianos y

⁵ En la literatura se conoce esta tasa de interés como el *Weighted Average Cost of Capital* (WACC).

⁶ De igual forma, los autores estiman un modelo de panel de datos con 38 ratios financieros y un índice de gobernanza para 57 instituciones bancarias de la Unión Europea. Concluyen que la relación de solvencia, la calidad de los activos, la eficacia operativa, la liquidez y la gobernanza explican satisfactoriamente la *Q*.

⁷ La razón entre activos y pasivos corrientes, y la razón entre ingresos y gastos operacionales, respectivamente.

⁸ Esta razón se conoce en finanzas como el *Market-to-book ratio* o *Price-to-book*. la capitalización de mercado de las entidades se reduce a multiplicar el patrimonio contable por la *Q* estimada.

utilizaron sus parámetros para aproximarla a las otras entidades bancarias y así generalizar la estimación del SRISK.

Sin embargo, en la estimación se incluyeron pocas entidades bancarias privadas pertenecientes a conglomerados financieros locales con presencia en Centroamérica, y la literatura económica muestra que las entidades financieras responden de manera heterogénea a diferentes clases de perturbaciones. En efecto, el tamaño y la calificación crediticia de un banco se relaciona positivamente con su capacidad para gestionar riesgos financieros bajo perturbaciones (Vacca, 2017). Asimismo, los bancos públicos suelen contraer menos los desembolsos en presencia de choques negativos, pero la capacidad para absorberlos es menor con respecto a los privados (Duprey, 2015). Y por citar un estudio más, instituciones con financiamiento externo y de propiedad extranjera restringen más el acceso al crédito cuando se presenta una crisis (Cull & Martínez, 2013).

Es decir, tomar entidades similares y utilizar sus parámetros estimados para hallar una Q en entidades con otras características puede introducir sesgos de dirección desconocida al ser un ejercicio que no recoge la heterogeneidad presente en todo el sistema. No obstante, en la literatura no se encuentran alternativas robustas y parsimoniosas, señalando la dificultad para extender el análisis en este sentido. En consecuencia, este trabajo mantiene su enfoque sobre entidades listadas y se propone generar un indicador de riesgo sistémico con buenas características, realizar una aplicación en un grupo representativo de bancos locales, a la espera de que el desarrollo del mercado de capitales abra la puerta a su ampliación, y determinar relaciones estadísticas causales sobre importantes variables de la macroeconomía colombiana.

2.Descripción de datos

La estimación de la medida de riesgo sistémico desarrollada y aplicada por Brownlees y Engle (2016) para el sistema financiero estadounidense emplea variables financieras y de mercado. Bajo los propósitos de este trabajo, se requieren además de las anteriores, variables macroeconómicas y de capital regulatorio. En esta sección se realiza una descripción de las principales características de las series utilizadas durante las estimaciones y que conforman el principal insumo en la replicación del SRISK para el sistema bancario colombiano. El periodo de recolección de información corresponde a 2002-2019, pero como se detallará en la sección metodológica, por requerimiento de los modelos se reportan resultados a partir de 2005.

La información a la que este trabajo se refiere como series de mercado hace referencia a la capitalización de mercado y cotizaciones de siete bancos listados en la Bolsa de Valores de Colombia (BVC; Bancolombia, Banco de Bogotá, Davivienda, Banco de Occidente, BBVA, Banco Popular y Banco AV Villas), y el índice accionario local (Colcap). Estas series se obtuvieron de la BVC y tienen una frecuencia diaria desde el 1 de enero de 2002 hasta el 31 de diciembre de 2019⁹. Las acciones pueden ser ordinarias o preferenciales y en adelante se trabajan sus retornos logarítmicos. La Tabla 2-1 expone sus principales estadísticas, ordenadas según la cantidad de días en que su cotización cambió.

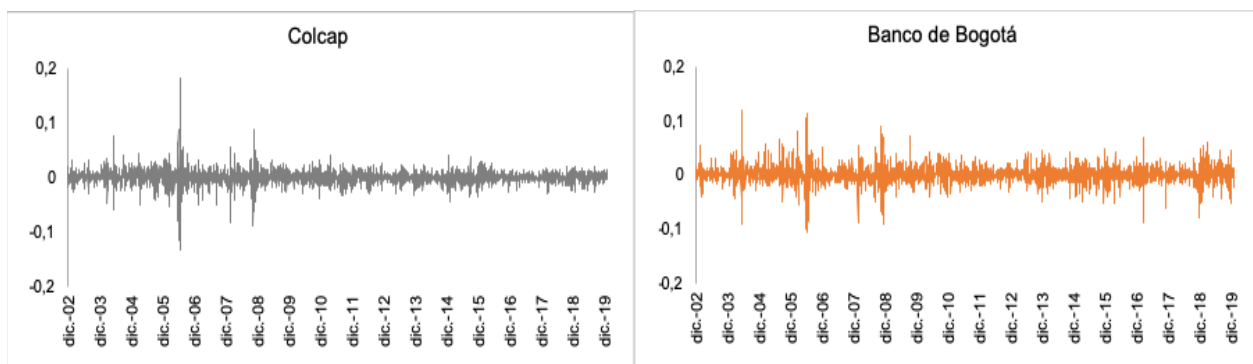
⁹ Se excluyeron los fines de semana y festivos, así como los días feriados bancarios. Para el caso del Colcap, se encuentra disponible desde el 15 de julio de 2002, por lo que se empalmó hacia atrás siguiendo la tasa diaria de crecimiento del antiguo índice (IGBC)

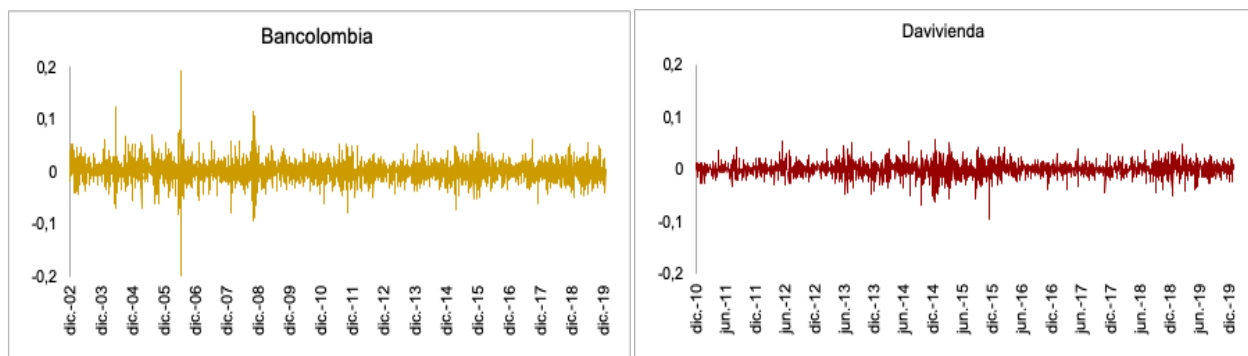
Tabla 2-1: Estadísticas de los retornos financieros

Acción	Fecha inicial	Fecha final	N. obs	Cambio cotiza.	Media	Desv. Est.	Curtosis	Asimetría	Percentil 5	Percentil 95
COLCAP	03/01/2002	30/12/2019	4394	4359	0.00	0.01	25.58	-0.11	-0.02	0.02
Ord. Bancolombia	03/01/2002	30/12/2019	4394	4067	0.00	0.02	13.58	-0.03	-0.03	0.03
PF Bancolombia	03/01/2002	30/12/2019	4394	3941	0.00	0.02	7.56	0.11	-0.03	0.03
Ord. Bogota	03/01/2002	30/12/2019	4394	3716	0.00	0.01	14.12	-0.09	-0.02	0.02
PF Davivienda	06/10/2010	30/12/2019	2256	2106	0.00	0.01	6.39	-0.37	-0.02	0.02
Ord. Occidente	03/01/2002	30/12/2019	4394	1267	0.00	0.01	26.20	-0.04	-0.01	0.02
Ord. Bbva	03/01/2002	30/12/2019	4394	621	0.00	0.02	134.21	-3.84	-0.01	0.02
Ord. Popular	06/12/2002	30/12/2019	4167	171	0.00	0.02	240.44	-4.89	0.00	0.00
PF Bbva	04/10/2011	30/12/2019	2011	40	0.00	0.01	170.95	6.96	0.00	0.00
Ord. Av Villas	28/04/2010	30/12/2019	2365	3	0.00	0.00	1182.50	1.84	0.00	0.00

Fuente: Bolsa de Valores de Colombia. Elaboración propia.

La media de los retornos se encuentra alrededor de cero, mientras que las cotizaciones más volátiles son aquellas de Bancolombia, ordinaria Banco Popular y ordinaria BBVA. De un lado, las acciones cuya cotización cambia con frecuencia (acciones líquidas) evidencian un comportamiento común: exceso de curtosis, es decir colas más pesadas y una concentración alrededor de la media superior a la de una distribución normal; y asimetría negativa, por lo que la cola izquierda de la distribución es más larga. De otro lado, las acciones menos transadas presentan valores atípicos de curtosis, asimetría positiva e incluso los percentiles de sus distribuciones están alrededor de cero, lo que va en contravía del comportamiento genérico de una serie financiera. Este es el caso de los retornos de las entidades Av Villas, Popular, BBVA y Occidente. Como se verá a lo largo este trabajo, el enfoque se encuentra sobre las especies líquidas y transables: Banco de Bogotá, Bancolombia y Davivienda. Su evolución se muestra en la Figura 2-1:

Figura 2-1: Colcap y series de alta transabilidad



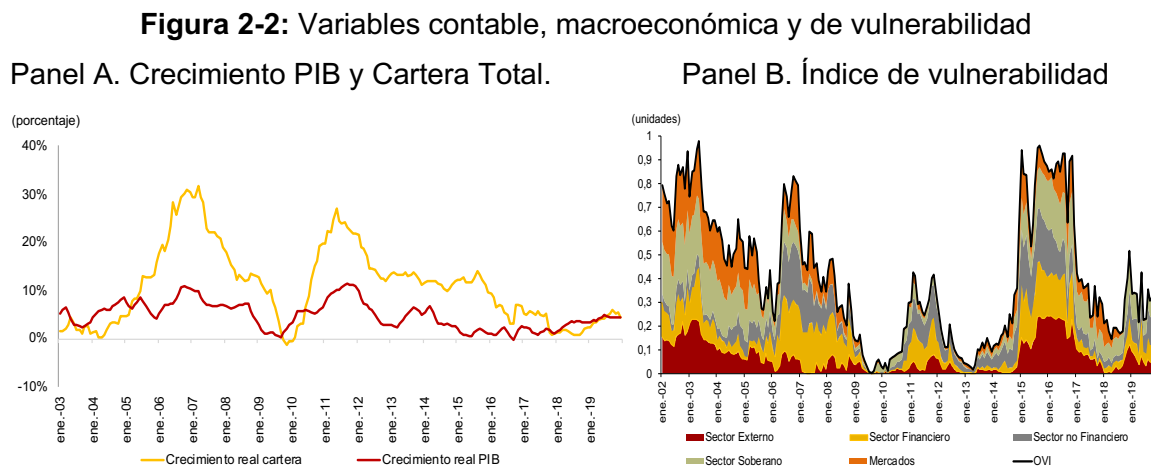
Fuente: Bolsa de Valores de Colombia. Elaboración propia.

Entre 2002 y 2006 el mercado accionario tuvo un alza que se frenó por el aumento de las tasas de interés en Europa y la expectativa de aumento en la tasa de política en Estados Unidos. Posteriormente, el periodo 2008-2012 fue de alta incertidumbre producto de la crisis financiera, el recorte en la calificación de la deuda de Estados Unidos por parte de *Standard & Poor's*, la crisis europea de la deuda, el *default* de la economía griega y los riesgos que suponían su salida de la Unión Europea (Salcedo, 2016). Durante este periodo el Colcap alcanzó su máximo histórico: el 4 de noviembre de 2010 llegó a 1.942 unidades. Posteriormente, la caída de los precios del petróleo supuso contracciones para el mercado entre 2014 y 2016 que lo llevaron a niveles de 2009, del cual aún no se recupera. En diciembre de 2019, el Colcap osciló alrededor de 1.632 unidades.

Un segundo grupo de información está compuesto por variables contables y macroeconómicas y se caracteriza por tener una periodicidad mensual. La información contable de las tres entidades consideradas se encuentra disponible en la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC) y corresponde a las tres principales cuentas del balance (activo, pasivo y patrimonio)¹⁰, el patrimonio técnico y los activos ponderados por nivel de riesgo de crédito y mercado (APNR). Con estas últimas series se calcula la relación de solvencia total, un requerimiento de capital regulatorio. Las variables son deflactadas utilizando el IPC sin alimentos de diciembre de 2019 que reporta el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (Dane).

¹⁰ Desde 2015 la contabilidad financiera sigue las Normas Internacionales para la Información Financiera (NIIF), las cuales difieren de las antiguas normas colombianas (COLGAAP). No obstante, tratándose de cuentas agregadas, son comparables entre ambos periodos.

En cuanto a la información macroeconómica, utilizada en la segunda parte de este trabajo, se seleccionaron tres variables de la actividad económica y financiera: el Indicador de Seguimiento a la Economía y la tasa de desempleo nacional, calculados por el Dane, y la cartera bruta del sector bancario. Los dos primeros son indicadores importantes de la evolución macroeconómica, siendo el primero un indicador líder del Producto Interno Bruto; mientras la cartera describe la evolución operativa de la banca. La Figura 2-2 presenta el crecimiento real anual del PIB y la cartera, como variables representativas de este conjunto de información; además se añade un índice agregado de vulnerabilidad (Gamba & Lizarazo, 2019)¹¹ para ilustrar las fragilidades de la economía local durante los últimos 15 años:



Fuente: Banco de la República y SFC. Elaboración propia.

Después de la crisis financiera internacional de 1999 y la contracción económica de ese año (-1% del PIB), el periodo de 2000-2006 fue de recuperación económica y de consolidación de un sistema financiero estable y resiliente con regulaciones alineadas a los estándares internacionales. En 2007 se adoptó el Sistema de Administración de Riesgo de Crédito con el fin de contener riesgos futuros, siendo el primero de los otros sistemas que se adoptarían posteriormente (riesgo de mercado, operativo, y de liquidez, entre otros).

¹¹ Este índice condensa un número amplio de variables que componen el sector externo, el sector soberano, el sector financiero, los mercados financieros y el sector no financiero; cuando se evidencian vulnerabilidades en la economía por cuenta de estos sectores, el índice aumenta y se acerca a la unidad.

En el plano económico, hasta 2007 el desempeño del sector financiero acompañó al económico.

En 2008, el mundo vivió la crisis financiera *suprime*, lo cual significó periodos de alta volatilidad en el mercado accionario local, y una exasperación de las vulnerabilidades agregadas. Posteriormente, el ciclo crediticio se recuperó y en 2012 alcanzó niveles que no se veían desde 2006. No obstante, la caída de los ingresos petroleros en 2014 hizo que el ciclo del crédito se desacelerara, acompañado con menores utilidades y mayores niveles de morosidad durante los cuatro años siguientes. Desde finales de 2018 la cartera total se ha recuperado y al finalizar 2019 se ubicó en COP \$478,7 bn (un crecimiento real anual de 4,4%).

3. Caída esperada en el patrimonio y SRISK

3.1 Metodología

Teniendo presente que este documento presenta dos bloques de estimaciones, las secciones metodológicas y de resultados se organizaron por modelo. En esta primera parte de la sección metodológica se presenta el planteamiento para calcular las caídas estimadas en los valores de mercados de los tres bancos representativos considerados, que luego se combinan con información contable y regulatoria para cuantificar su estado en términos de riesgo sistémico; metodología conocida como SRISK. El concepto básico es la cantidad de capital con la cual un banco debe contar (por razones regulatorias o de manejo prudencial) menos el valor observado de dicho capital. Este faltante de capital (CS por sus siglas en inglés, *Capital Shortfall*) se define para el banco i en el período t :

$$CS_{it} = kA_{it} - W_{it} = k(D_{it} + W_{it}) - W_{it} \quad (1)$$

Donde W_{it} es el valor de mercado del patrimonio, D_{it} es el valor de la deuda, A_{it} es el valor total de los cuasiactivos (pasivos contables y patrimonio de mercado) y k es la fracción de capital prudencial. De la ecuación (1) se deduce que cuando CS_{it} es positivo, el banco se encuentra en una situación de subcapitalización.

En lo que respecta al parámetro de capital prudencial, su fijación es libre y debería seguir los lineamientos regulatorios locales. Sin embargo, como se ve en la ecuación previa, el faltante de capital que en este trabajo se presenta estudia el impacto de choques de mercado sobre el balance individual valorado a precios de mercado. Por lo anterior, se consideran dos alternativas de especificación de dicho parámetro. En la primera, se supone $k = 11,5\%$ como resultado de sumar la solvencia que deben cumplir los bancos por regulación (9%) y dos colchones de capital que la nueva regulación exige a partir de 2021, equivalentes a 2,5% del capital. En la segunda, se calculó la proporción histórica

entre la solvencia observada por el sistema bancario y el mínimo regulatorio, y se utilizó este valor para deducir un mínimo regulatorio en este trabajo ($k = 15,47\%$).

Regresando a la metodología SRISK, el interés principal es predecir el déficit de capital de una institución financiera en el caso de un evento sistémico, como una fuerte recesión, un frenazo súbito en los flujos de capital (*sudden stop*) o una crisis de deuda soberana, fenómenos que ocurren con frecuencia en economías emergentes. El principal mecanismo a través del cual un evento sistémico afecta la solvencia de la institución financiera es a través del valor de su capital. De hecho, para las entidades financieras que transan en bolsa, una caída en los precios de las acciones impacta su nivel de capital a través de su valor de mercado, W_{it} . Por esta razón se define un evento sistémico como una caída en el índice del mercado accionario inferior al umbral C en un horizonte de tiempo h .

Suponiendo que el retorno del mercado (es decir, del Colcap) entre el período $t + 1$ y $t + h$ es $R_{m,t+1,t+h}$ y usando la definición de evento sistémico, es decir $\{R_{m,t+1,t+h} < C\}$, se puede definir el riesgo de un evento sistémico, o SRISK como:

$$\begin{aligned} SRISK_{i,t}^{c,h} &= E_t(CS_{i,t} | R_{m,t+1,t+h} < C) \\ &= kE_t(D_{i,t} | R_{m,t+1,t+h} < C) - (1 - k)E_t(W_{i,t} | R_{m,t+1,t+h} < C) \end{aligned}$$

Para el cálculo de la primera expectativa se supone que la deuda difícilmente puede ser renegociada. Este supuesto es razonable ya que, en una crisis generalizada, la restricción de liquidez se agudiza y dada la subcapitalización de las entidades, la renegociación de las deudas o la absorción de activos por parte de otras en mejores condiciones se hace difícil. Así, $E_t(D_{i,t+h} | R_{m,t+1,t+h} < C) = D_{it}$, y la expresión de SRISK se reduce a:

$$\begin{aligned} SRISK_{i,t}^{c,h} &= kD_{i,t} - (1 - k)W_{i,t}(1 - LRMES_{i,t}^{c,h}) \\ &= W_{i,t}[kLVG_{i,t} + (1 - k)LRMES_{i,t}^{c,h} - 1] \quad (2) \end{aligned}$$

donde $LVG_{i,t}$ es el ratio de cuasiapalancamiento $A_{i,t}/W_{i,t}$ y $LRMES_{i,t}^{c,h}$ se refiere al faltante marginal esperado en el largo plazo (*Long Run Marginal Expected Shortfall*), definido como:

$$LRMES_{i,t}^{c,h} = -E_t(R_{i,t+1,t+h} | R_{m,t+1,t+h} < C) \quad (3)$$

donde $R_{i,t+1,t+h}$ es el retorno aritmético del banco i entre los períodos $t + 1$ y $t + h$.

La ecuación (2) muestra que el riesgo sistémico es función de: i) el tamaño de la entidad, (ii) su grado de apalancamiento, (iii) los requerimientos regulatorios de capital, y (iv) su pérdida esperada de valor de mercado condicional en un evento sistémico.

En cuanto a la definición de un evento sistémico (umbral C y horizonte h), otros trabajos definen $C = -40\%$ y $h = 126$ días siendo el primero el percentil 5 de la distribución de los retornos aritméticos multiperiodo del S&P 500, mientras el horizonte de seis meses refleja un choque suficientemente persistente. En este sentido, los parámetros deberían ajustarse para reflejar una magnitud de evento sistémico realista que el mercado accionario local puede sufrir. La Tabla 3-1 presenta los percentiles 1 y 5 de la distribución del Colcap según diferentes horizontes. El percentil 1 muestra eventos de cola más extremos, y se observa que la pérdida realizada por el índice accionario se estabiliza a partir del horizonte de tres meses. Por lo anterior, se define un evento sistémico como la realización de una pérdida igual o superior al 22,5% por parte del retorno aritmético del Colcap a tres meses.

Tabla 3-1: Retornos aritméticos multiperiodo del Colcap

Retorno aritméticos multiperiodo del Colcap					
	1 mes	2 meses	3 meses	4 meses	6 meses
Percentil 5	-7.4%	-9.6%	-12.7%	-15.0%	-15.8%
Percentil 1	-16.1%	-22.1%	-22.4%	-22.4%	-23.5%

Fuente: Elaboración propia.

Para el cálculo del LRMES, en este trabajo se adopta un modelo Garch multivariado asimétrico con correlaciones condicionales dinámicas, o GJR-GARCH-DCC (Bollerslev, 1986; Glosten, Jagannathan y Runkle, 1993; Engle, 2002), que ilustra si las noticias de mercado tienen un impacto sobre la volatilidad, y además modela endógenamente la correlación entre las series financieras consideradas. El modelo GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1) se describe como:

$$\begin{aligned}
r_{j,t} &= \mu_{j,t} + a_{j,t} \\
a_{j,t} &= \sigma_{j,t} \epsilon_{j,t} \\
\sigma_{j,t}^2 &= \omega_j + \alpha_j a_{j,t-1}^2 + \gamma_j a_{j,t-1}^2 I_j + \beta_j \sigma_{j,t-1}^2 \quad \text{para } j = i, M \quad (4)
\end{aligned}$$

donde $r_{j,t}$ es el retorno logarítmico, $\mu_{j,t}$ es la media condicional de los retornos, que para este trabajo se modela como un proceso ARMA cuyos ordenes se determinan por las funciones de autocorrelación simple y parcial, $\sigma_{j,t}^2$ es la varianza de los retornos de la acción de referencia, $a_{j,t-1}^2$ es el cuadrado de los residuales en el periodo pasado, I es la función indicadora que toma el valor de 1 cuando el retorno observado es negativo, y γ_j denota la importancia de la asimetría de los retornos sobre la estimación de su varianza. De lo anterior se deduce que cada entidad i y el mercado M tendrán sus especificaciones univariadas en media y varianza condicional. Finalmente, el planteamiento DCC modela la correlación condicional y relaciona ambas especificaciones en un modelo bivariado a través de los residuales estandarizados $\epsilon_{i,t} = \frac{a_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$ y $\epsilon_{M,t} = \frac{a_{M,t}}{\sigma_{M,t}}$:

$$Cor \begin{pmatrix} \epsilon_{i,t} \\ \epsilon_{M,t} \end{pmatrix} = R_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{i,t} \\ \rho_{i,t} & 1 \end{bmatrix} = \text{diag}(Q_{i,t})^{-\frac{1}{2}} Q_{i,t} \text{diag}(Q_{i,t})^{-\frac{1}{2}}$$

Donde $Q_{i,t}$ se conoce como la matriz de pseudo-correlaciones. La especificación DCC se caracteriza porque modela $Q_{i,t}$ así:

$$Q_{i,t} = (1 - \alpha_{C_i} - \beta_{C_i}) S_i + \alpha_{C_i} \begin{bmatrix} \epsilon_{i,t-1} \\ \epsilon_{M,t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{i,t-1} \\ \epsilon_{M,t-1} \end{bmatrix}' + \beta_{C_i} Q_{i,t-1}$$

donde S_i es la matriz de correlación incondicional de los errores de la entidad y del mercado. El orden de los rezagos tanto en la ecuación de correlación como de varianza determinan el orden con el que se reconoce el modelo. Los parámetros se estiman en dos etapas por cuasi-máxima verosimilitud (QML). En la primera se estiman por separado los parámetros de los modelos GJR-GARCH univariados, y en la segunda se utilizan los residuales estandarizados para estimar los parámetros del modelo DCC. Combinando el supuesto de distribución normal conjunta de los retornos con las ecuaciones del GJR-GARCH-DCC, el logaritmo de la función de verosimilitud se puede escribir como:

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \log(2\pi) + 2 \log(|\mathbf{D}_t|) + \log(|\mathbf{R}_t|) + \boldsymbol{\epsilon}'_t \mathbf{R}_t^{-1} \boldsymbol{\epsilon}_t)$$

siendo D_t una matriz diagonal que contiene las varianzas. En este punto cabe hacer mención a los supuestos sobre las distribuciones de los errores: durante el proceso de estimación se deben especificar las distribuciones univariadas para la primera etapa, así como la distribución conjunta, necesaria para la segunda etapa. Con respecto a la primera, autores han mostrado que esta no afecta significativamente el valor de los parámetros (Ber Jensen & Lunde, 2001; Venter & Jongh, 2002), por lo que la elección recae en aquella que mejor describa las series, y brinde el mejor ajuste de pronóstico fuera de la muestra. En cuanto a la segunda, el estimador de QML es consistente y asintóticamente normal, incluso cuando este supuesto se viola (Bollerslev & Wooldridge, 1988; Engle & Sheppard, 2001). Un desarrollo más detallado del proceso de estimación se encuentra en Orskaug (2009).

Como ya se ha mencionado, se trabaja únicamente con las especies de Banco de Bogotá, Bancolombia (con su acción ordinaria por simplicidad), Davivienda, y con el índice del mercado (Colcap). En el Anexo A se encuentran las pruebas de normalidad, efectos Arch y correlación dinámica, así como las funciones de autocorrelación simple y parcial de cada una de estas series. Allí se observa que estas no son normales, debido a las colas pesadas en su distribución y la alta concentración de observaciones alrededor de su media. Asimismo, las funciones de autocorrelación, y las pruebas de efectos Arch y de correlación dinámica de Engle y Sheppard sugieren que se debe modelar la media y varianza condicionales, además de una correlación dinámica¹², en concordancia con la especificación econométrica anterior.

Una vez estimado el modelo se realiza un proceso de simulación para obtener los valores del *LRMES* por entidad. Este consiste en simular una muestra aleatoria de tamaño $S = 50.000$ de los retornos logarítmicos de la entidad y del mercado a partir de su distribución

¹² La prueba de efectos Arch es una prueba de ruido blanco sobre la varianza de los retornos, mientras que la prueba de correlación dinámica verifica si la correlación observada entre los retornos permanece constante a lo largo de la muestra.

empírica F_t , condicional a la información disponible hasta el día t , calcular los retornos acumulados hasta el día 63 y convertirlos en retornos aritméticos:

$$\begin{bmatrix} R_{i,t+1:t+63}^s \\ R_{M,t+1:t+63}^s \end{bmatrix} | F_t, \quad s = 1, \dots, S.$$

Como el ejercicio se realiza con periodicidad mensual, se toma la información diaria disponible hasta el último día de cada mes. Finalmente, el $LRMES_{it}$ se calcula como el promedio de los retornos acumulados de la acción, tomando únicamente las simulaciones que denotaron un evento sistémico:

$$LRMES_{i,t} = - \frac{\sum_{s=1}^S R_{i,t+1:t+63}^s I\{R_{M,t+1:t+63}^s < -0.225\}}{\sum_{s=1}^S I\{R_{M,t+1:t+63}^s < -0.225\}}$$

Una descripción mas detallada de este algoritmo de simulación se encuentra en el Anexo B. Con estos valores se calcula la contracción esperada del patrimonio de las entidades consideradas. Por último, se calcula el monto de riesgo sistémico teniendo en cuenta únicamente los déficits, ya que durante una crisis generalizada es improbable que los excesos de capital se puedan transferir en prestamos o adquisiciones. De esta manera: i) es posible realizar un análisis de corte transversal y temporal, ii) se puede desagregar el riesgo sistémico en entidades y componentes, y iii) por las características de las variables que se incluyen para su cálculo podría concebirse como un indicador relacionado con la economía.

3.2 Resultados

Además de las estimaciones econométricas empleadas para lograr una medida de riesgo sistémico ajustada a las características de la banca local, en esta sección se realiza un análisis de la situación y evolución de los principales bancos locales y se contrastan las hipótesis de trabajo planteadas al inicio de este documento.

El ejercicio de simulación con el cual se obtienen los valores patrimoniales bajo crisis ($LRMES$) en cada punto de la muestra se basa en los modelos de media y varianza

condicional conjunta GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1)¹³, cuyos resultados se resumen en la Tabla 3-2. Las dos variables que representan el ajuste DCC son significativas y su suma se acerca a la unidad, evidenciando alta persistencia de la correlación condicional. En cuanto a los parámetros que componen la ecuación de la varianza, su significancia estadística valida la utilización de modelos de heteroscedasticidad condicional¹⁴. Adicionalmente, el parámetro que modela la asimetría en el proceso de varianza (Ω) presenta signo positivo en todos los modelos, indicando que las noticias de mercado negativas tienen un impacto mayor que las noticias positivas durante el siguiente día¹⁵.

Tabla 3-2: Modelos GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1)

	Colcap	Bogotá	Bancolombia	Colcap	Davivienda
Ecuación de media					
AR(1)	0.277229*** (0.086)	-0.048277*** (0.014)		0.115921*** (0.023)	-0.045915* (0.023)
AR(2)			0.009640 (0.014)		
AR(4)				-0.043757* (0.022)	
AR(7)					-0.045027** (0.019)
AR(9)	0.049819*** (0.014)	0.018833** (0.009)		0.031541 (0.021)	
MA(1)	-0.113488 (0.088)				
Constante		0.000294*** (0.000)	0.000671*** (0.000)		0.000448** (0.000)
Ecuación de varianza					
ω	0.000007*** (0.000)	0.000033*** (0.000)	0.000032*** (0.000)	0.000005*** (0.000)	
α	0.119653*** (0.012)	0.313082*** (0.066)	0.134908*** (0.030)	0.046498*** (0.009)	0.046478* (0.025)
β	0.758443*** (0.014)	0.610278*** (0.089)	0.732563*** (0.063)	0.805752*** (0.014)	0.902207*** (0.021)
Ω	0.133717*** (0.024)	0.151280** (0.063)	0.086707*** (0.031)	0.163937*** (0.030)	0.052009** (0.024)
Ajuste DCC					
α_{dcc}		0.043372** (0.021)	0.008635*** (0.002)		0.028902*** (0.008)
β_{dcc}		0.897405*** (0.071)	0.987595*** (0.003)		0.938477*** (0.018)
N. de observaciones		4394	4394		2256
Distribución		Multivariada normal	Multivariada normal		Multivariada normal

Errores estándar en paréntesis. ***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

Fuente: Elaboración propia.

¹³ El periodo de estimación parte el 2 de enero de 2002 y llega hasta el 30 de diciembre de 2019 para las dos primeras entidades, y empieza el 6 de octubre de 2010 para Davivienda.

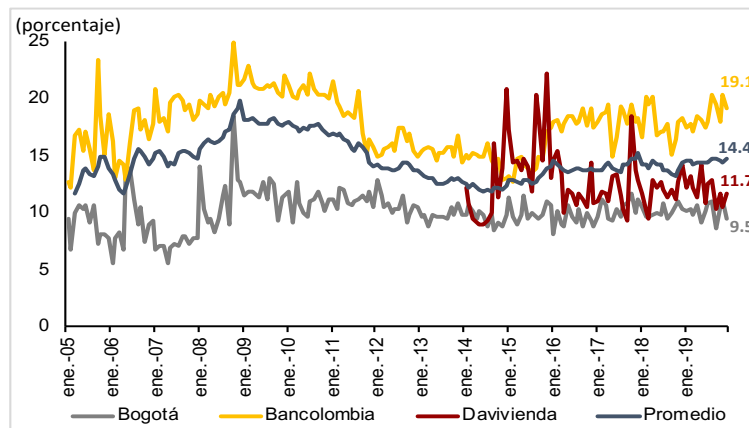
¹⁴ El modelo GJR-GARCH-DCC estimado para Davivienda no muestra un valor del parámetro de la constante en la ecuación de la varianza, ya que se omitió al observar que los resultados mejoraban sustancialmente. En su lugar, la constante se entiende como la varianza incondicional del proceso. Esto es común, puesto que al dejar de estimar un parámetro, se obtiene velocidad en las estimaciones. Este proceso se conoce como *Variance Targeting*.

¹⁵ En la literatura financiera se conoce esta característica de las series como el *Leverage Effect*.

Al pensar en el tamaño, profundidad y liquidez del mercado accionario local con respecto a economías más desarrolladas, es posible que existan rezagos en la transmisión de señales en los precios de las acciones, por lo que es factible modelar la media. Y como se aprecia, la media condicional de las series depende de procesos autorregresivos y de media móvil (ARMA) de hasta nueve rezagos; es decir, depende del comportamiento registrado en las últimas dos semanas.

Con este modelo se estimó el LRMES entre enero de 2005 y diciembre 2019¹⁶. La Figura 3-1 muestra que las caídas esperadas en la acción de las tres entidades han seguido una tendencia similar, con periodos de alta volatilidad durante la crisis financiera de 2008 y los años que siguieron a la caída en los precios internacionales del petróleo. Mientras las caídas pronosticadas de Bancolombia y Bogotá alcanzan su máximo histórico durante el primer periodo (octubre de 2008; 24.9% y 18.5%, respectivamente), Davivienda lo hace durante el segundo (noviembre de 2015; 22.1%). Finalmente, se observa que la capitalización de mercado de Bancolombia es la más sensible a choques sistémicos¹⁷.

Figura 3-1: LRMES



Fuente: Elaboración propia.

¹⁶ No fue posible calcular el LRMES para antes de 2005 ya que no se contaba con una cantidad suficiente de observaciones para ejecutar los algoritmos de simulación y generar un número significativo de escenarios de crisis.

¹⁷ A manera de ilustración, en el Anexo C se presenta el LRMES calculado con el evento sistémico de referencia para Estados Unidos (umbral de -40% y un horizonte de 126 días). Los resultados observados son similares al LRMES con un evento sistémico adaptado para Colombia. No obstante, en este ejercicio se observó mayor volatilidad en los resultados (especialmente al inicio de la muestra), debido a que el evento sistémico refleja un choque demasiado extremo y poco observado a nivel local, por lo que los ejercicios de simulación arrojaron un conjunto más pequeño de sendas de pronóstico con las cuales calcular el LRMES.

Ahora bien, un estimador confiable del *LRMES* debe tener dos características: i) que provenga de un modelo correctamente especificado que cumple con los requerimientos para realizar el algoritmo de remuestreo, y ii) que presente un buen ajuste de pronóstico. A continuación se analizan estos dos elementos que brindan robustez al ejercicio.

El primero de ellos se refiere a que antes de un remuestreo no debe evidenciarse ninguna clase de autocorrelación entre las series, o bien, debe emplearse un procedimiento que incorpore estas características durante el algoritmo. Como se presenta en el Anexo B, en el primer paso del algoritmo se ajusta la serie de errores estándar de cada entidad para remover la correlación contemporánea entre esta y el índice accionario. Por otro lado, en el Anexo C se realizan pruebas de autocorrelación de estas series, en las que se verifica la no existencia de esta condición una vez incluidos los rezagos ARMA en la ecuación de la media¹⁸. En consecuencia, el modelo y el ejercicio de simulación están correctamente planteados.

El segundo elemento a garantizar es el ajuste de pronóstico. Para ello, se construyó una medida que evalúa el pronóstico a un día de los retornos de las entidades bancarias (MES), en aquellos días en que el retorno del Colcap fue menor a -2%¹⁹, conocida como el error cuadrático medio relativo de las predicciones individuales²⁰. Teniendo como punto de comparación común las pérdidas realizadas durante esos días, se presentan los resultados

¹⁸ Este ejercicio tiene como punto de partida las aplicaciones empíricas hechas para Estados Unidos, Dinamarca y Canadá. En estos tres trabajos los autores decidieron no modelar la media condicional, y siguiendo únicamente los supuestos del modelo y las propiedades del estimador de cuasi-máxima verosimilitud, supusieron que los errores estándar no se correlacionan. Al respecto, como ejercicio primario de este trabajo, se recopiló las series de algunas acciones financieras de Estados Unidos y Dinamarca, y después de replicar el modelo se encontró evidencia estadística de autocorrelación, con lo cual los ejercicios posteriores de remuestreo no tendrían sustento. Sin embargo, la discusión sobre la validez de dichos resultados no es del interés de este documento.

¹⁹ Este umbral corresponde al percentil 5 de la distribución histórica de los retornos del índice accionario. De esta manera, se buscó evaluar el pronóstico en la cola izquierda: durante los días en los que ocurrió un evento sistémico de un día.

²⁰ Sea $MES_{i,t}$ y $L_{i,t}$ el pronóstico del retorno de la entidad i en el periodo t con la información disponible hasta $t-1$, y el negativo del retorno efectivamente observado para ese día, respectivamente. Tomando únicamente los días de evento sistémico a un día, se define:

$$RMSE^{ind} = \frac{1}{I * N_c} \sum_{it} \left(\frac{L_{i,t} - MES_{i,t}}{MES_{i,t}} \right)^2$$

Donde N_c es la cantidad total de días en a muestra que cumplen con la condición de evento sistémico.

del ejercicio de simulación y pronóstico a un día de los modelos Garch multivariado, del modelo estático del MES (Brownlees & Engle, 2016), y de un pronóstico sencillo como lo es el promedio histórico de las pérdidas realizadas por las entidades, con una ventana móvil de cuatro años (Tabla 3-3):

Tabla 3-3: Error cuadrático medio relativo de pronóstico

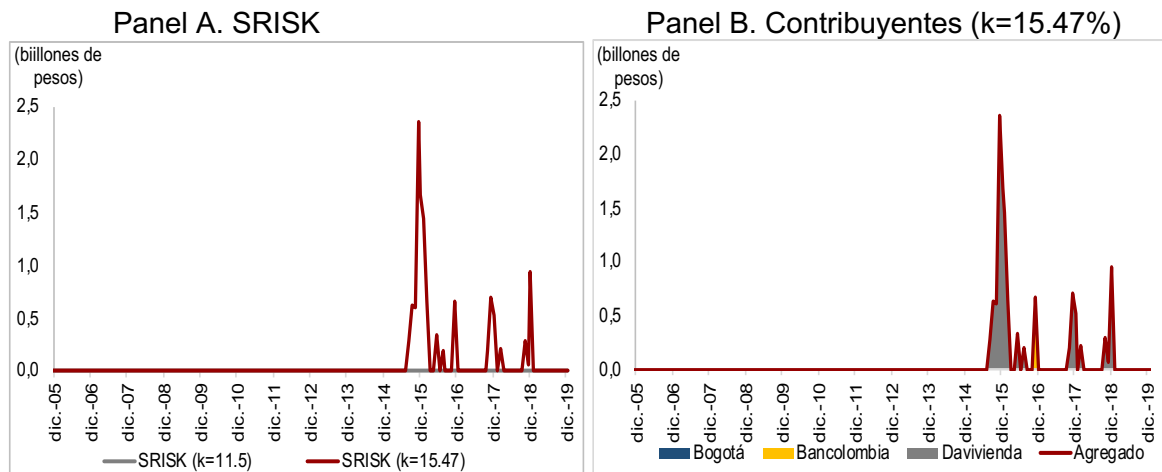
Indicador	GJR-GARCH-DCC con simulación	Estático - Brownlees y Engle	Promedio móvil cuatro años
RMSE ind	3.308	7.763	11.983

Fuente: Elaboración propia.

Debido a que las series son heteroscedásticas, el error cuadrático medio relativo estandariza los pronósticos y evita que sean los periodos de alta volatilidad los que determinen el ajuste. En conclusión, los modelos de interés en este trabajo registran una capacidad de pronóstico aceptable. Este ejercicio sirvió además como criterio de decisión entre los modelos asimétricos GJR-GARCH y T-GARCH y entre las distribuciones univariadas de los errores *t-student* y normal: en ambos casos la primera opción mostró un pronóstico levemente mejor.

Una vez estas condiciones verificadas se procedió al cálculo del riesgo sistémico a partir de la Ecuación 3: la deuda corresponde a su valor contable, el patrimonio de mercado es un dato observado, la caída esperada en los retornos accionarios se estimó en el paso anterior, y el porcentaje de capital regulatorio corresponde a 11.5% y 15.47%, relaciones de solvencia ajustadas como se expuso en la sección anterior. Así, en la Figura 3-2 se agrega el riesgo sistémico del conjunto de bancos estudiados considerando solamente los déficits de capital:

Figura 3-2: Riesgo sistémico de la banca



Fuente: Elaboración propia.

Como se observa, la medida de riesgo sistémico que se calcula con el requerimiento de capital más alto arroja exposiciones significativas en el pasado reciente, con respecto al riesgo obtenido con un requerimiento de capital menor (Panel A). A nivel agregado resalta el periodo 2015-2016, posterior al desplome de los precios del oro negro, cuando el riesgo sistémico se acrecentó rápidamente y alcanzó un máximo de COP \$2,4 bn en noviembre de 2015. En este lapso Davivienda fue su principal contribuyente, y en menor medida Bancolombia (Panel B). Desde entonces, el riesgo sistémico ha mostrado exposiciones esporádicas sin alcanzar el billón de pesos, y al cierre de año no evidencia exposición.

En cuanto a la medida de riesgo sistémico menos ácida, no arroja exposiciones durante el periodo de estudio. Por otra parte, resalta que durante la crisis *subprime* no hubo una vulnerabilidad significativa en términos de este riesgo. Esto se explica porque en los primeros años de la muestra las entidades poseían capitalizaciones de mercado hasta tres veces superior a su valor contable, contando así con amplios márgenes de capital. Así mismo, el apalancamiento del sector ha sido históricamente bajo frente a los niveles observados en Europa o Estados Unidos²¹.

²¹ Por ejemplo, durante 2008 las dos entidades presentes en bolsa tuvieron un ratio promedio de 7,4, mientras en Estados Unidos los bancos llegaron a observar apalancamientos hasta de 17,6.

Las exposiciones observadas en los últimos cinco años no significan que las entidades incumplieron sus requerimientos de capital regulatorio, sino que lo habrían hecho si contaran únicamente con su patrimonio de mercado, la solvencia exigida estuviera en los términos en que se estudia en este documento, y además se presentara un choque sistémico. De igual forma, estas exposiciones no deben interpretarse como la previsión u ocurrencia de una crisis sistémica financiera. Mientras en Estados Unidos y Dinamarca el SRISK fue un buen predictor de la bancarrota de entidades bancarias y de los montos desembolsados para sus rescates, Canadá atravesó la crisis *subprime* con niveles históricos de riesgo sistémico (aproximadamente US \$ 73.600 millones) sin la quiebra de institución alguna.

Esto conduce a que la medida de SRISK debe acompañarse de análisis e indicadores adicionales si se pretende mantener como un indicador de alerta temprana de estos sucesos. Así, el SRISK puede entenderse como un componente esencial en el análisis del riesgo sistémico que refleja en primera instancia la propensión de una entidad a sufrir pérdidas severas durante una crisis financiera.

Con respecto a los resultados de las aproximaciones previas hechas para Colombia, las diferencias residen en que tanto Malagón et al. (2018) como Quicazán y Lemus (2018) consideran un horizonte de simulación de seis meses e incluyen más entidades, por lo que sus resultados arrojan caídas patrimoniales superiores. En primer lugar, el modelo dinámico utilizado en este trabajo permite ajustar los escenarios de estrés y pronóstico a la realidad local al trabajar a partir de la distribución empírica de los datos y sus errores estándar. En segundo lugar, los modelos estáticos añaden supuestos al ejercicio que reducen los requerimientos de información y permiten al calcular el riesgo sistémico en más bancos, añadiendo no obstante sesgos no identificables en sentido y magnitud.

En su lugar, el modelo dinámico exige la observación de capitalizaciones de mercado y de las acciones en bolsa con un alto grado de transabilidad, y permite además correlaciones dinámicas y movimientos conjuntos en las colas de las distribuciones de los retornos,

generando estimaciones más precisas. Sin embargo, estos requerimientos restringen las unidades de estudio a entidades bancarias cuyas acciones son altamente transables²².

3.3 Crisis sistémica del Covid-19

Teniendo en cuenta la actual crisis económica causada por el Covid-19 y el impacto que ha tenido en los mercados locales e internacionales, este fenómeno se puede considerar como un verdadero evento sistémico. En efecto, el índice accionario local, calculado como el retorno aritmético a 63 días, cayó en más del 22,5% durante la segunda semana de marzo, confirmando dicho evento. Por ello, antes de continuar con los objetivos de este trabajo se actualizaron los ejercicios anteriores y se calculó el riesgo sistémico hasta marzo de 2020²³. Un resumen de los resultados obtenidos se reporta en la Tabla 3-4:

Tabla 3-4: Indicadores a marzo de 2020

Variable	Dic-19	Ene-20	Feb-20	Mar-20
LRMES Bogotá %	9.48	9.05	8.82	12.84
LRMES Bancolombia %	19.12	17.88	18.89	28.48
LRMES Davivienda %	11.65	10.37	12.86	29.15
LRMES promedio %	14.66	14.28	13.95	16.43
SRISK (COP bn)	0.00	0.00	0.00	12.90

Fuente: Elaboración propia.

El año 2020 inició con un comportamiento que seguía la evolución observada durante 2019. Pero en marzo los mercados financieros se desplomaron: mientras el choque causado por la falta de acuerdo entre los países petroleros causó una gran ola de incertidumbre y aversión al riesgo, la propagación del Covid-19 forzó el cierre de las economías disminuyendo significativamente la actividad productiva. En ese momento, el riesgo sistémico se elevó a COP \$12,9 bn y alcanzó su máximo histórico, capturando así el sentido y la magnitud del choque experimentado. Como respuesta, el Banco de la

²² Con el objetivo de extender los resultados de este documento a todo el sistema bancario, se planteó en una fase inicial la estimación de un modelo de datos panel que obtuviera los datos de mercado no observados; sin embargo este planteamiento presentaba limitaciones para recoger las heterogeneidades al interior del sistema y evitar la inclusión de sesgos en los resultados posteriores.

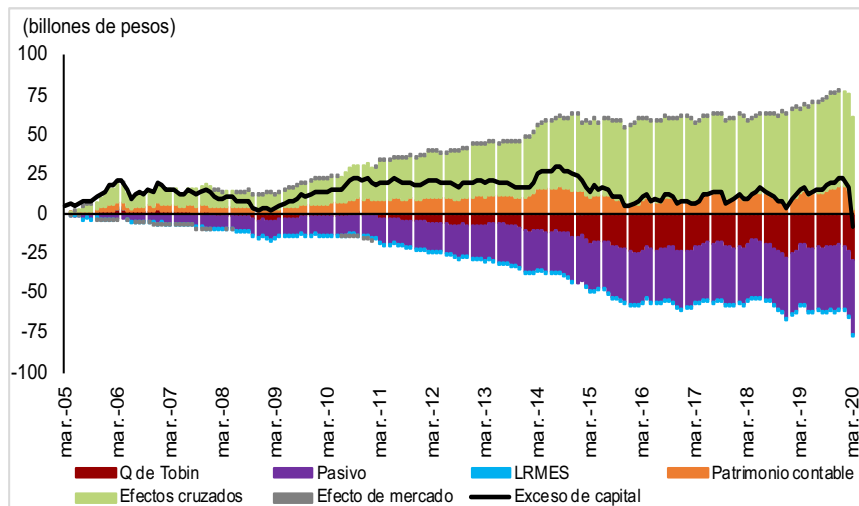
²³ Esta fecha de corte esta dada por la disponibilidad de la información proveniente de los balances contables.

República, implementó medidas para regular la liquidez en los mercados de deuda pública privada, en moneda local y extranjera, buscando estabilizarlos y sostener el normal funcionamiento del sistema de pagos.

En lo que respecta a la caída esperada de los patrimonios, si bien Banco de Bogotá experimentó un aumento significativo, fueron Bancolombia y Davivienda quienes llegaron a valores máximos históricos, incluso superiores al evento sistémico, mostrando una sensibilidad no observada hasta ahora a choques en el mercado accionario.

Una medida que puede brindar un análisis adicional son los excesos netos de capital. Hasta aquí se había considerado únicamente los defectos de capital en el cálculo del SRISK bajo el supuesto de que en periodos de estrés financiero, los mercados pueden perturbarse y sufrir distorsiones al punto de que los excesos de capital no puedan ser absorbidos por otras entidades del sistema²⁴; sin embargo, la evidencia empírica de otros países muestra que este supuesto se puede relajar. A continuación se presenta un análisis de los excesos netos de capital bajo estrés (en adelante capital neto) y sus contribuciones históricas (Figura 3-3):

Figura 3-3: Descomposición del exceso de capital agregado



Fuente: Elaboración propia.

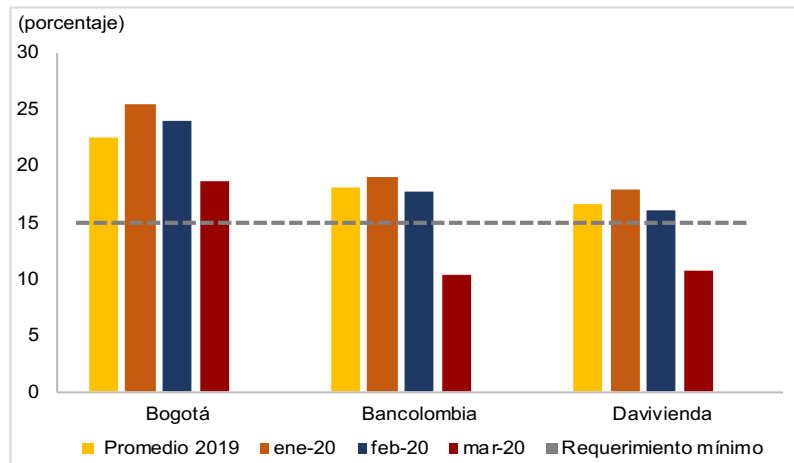
²⁴ Sin contar con el factor de incertidumbre y aversión al riesgo que suele caracterizar los periodos de crisis.

La contribución histórica de cada componente está construida de manera tal que en cada momento del tiempo la suma de todos ellos equivale a la diferencia entre el exceso de capital actual y su valor al inicio de la muestra²⁵. Se observa que los efectos cruzados entre componentes han favorecido la acumulación de capital y ha sido su principal impulsor, seguido del patrimonio contable, mientras los pasivos bancarios y la razón de patrimonios los principales determinantes de los déficits de capital. Por su parte, el LRMES ha jugado un papel menos protagónico en este sentido: al cierre de 2019 su aporte agregado al riesgo sistémico era de COP \$678.575 millones.

En cuanto al análisis en periodos de estrés, durante la crisis *subprime* la reducción del capital se debió a una contención del patrimonio contable y a la expansión de los pasivos. También, en este intervalo se expanden los requerimientos causados por el *LRMES*. Para el choque causado por los precios del petróleo, la reducción del capital tuvo una explicación similar, pero acentuado por una reducción en las capitalizaciones de mercado que contrajo la *Q de Tobin*. A diciembre de 2019, la banca colombiana contaría con COP \$22,2 bn de suficiencia de capital en caso de presentarse un choque sistémico. Finalmente, en marzo de 2020 se registró por primera vez una descapitalización del sistema bancario colombiano (COP \$ 8,5 bn).

La Figura 3-4 reporta el porcentaje mínimo que individualmente tendría que exigirse para que una entidad incumpla los requerimientos de capital. Este ejercicio es interesante porque permite ver de manera sencilla qué tan holgada se encuentra una entidad en términos de solvencia, entendida bajo las definiciones de este trabajo. Se detalla entonces que la reducción del capital neto impactó a las tres entidades y causó un fuerte debilitamiento en sus relaciones de solvencia. Por entidad, Banco de Bogotá posee una estructura de capital más amplia y menos sensible a esta clase de eventos sistémicos, mientras Bancolombia y Davivienda se ubicaron en marzo por debajo del requerimiento mínimo, explicando así el aumento histórico del SRISK hasta COP \$12,9 bn.

²⁵ Las series se reportan en su promedio móvil de tres meses para suavizar su comportamiento. Es por esto que el periodo inicial arranca en marzo de 2005.

Figura 3-4: Relaciones de solvencia individuales

Fuente: Elaboración propia.

4. El SRISK y la macroeconomía

4.1 Metodología

La evolución del riesgo sistémico durante el inicio de la pandemia refuerza la idea de que es un buen descriptor de la actividad económica y financiera, pero también podría ser su predictor. Y es que considerando su periodicidad y el tipo de variables que intervienen en su construcción, puede esperarse que el SRISK perciba señales de manera anticipada y posea capacidad predictiva sobre la evolución de indicadores fundamentales del comportamiento macroeconómico.

Es por esto que en la presente sección se desarrolla un modelo de series de tiempo que permite realizar un análisis básico de relación y causalidad existentes entre el riesgo sistémico y variables descriptivas de la evolución macroeconómica como el Indicador de Seguimiento a la Economía (ISE), la tasa de desempleo nacional y la cartera bruta del sistema bancario. Como el capital neto brinda más información en periodos de tranquilidad financiera al mostrar una evolución continua y no estar acotado a cero, se usa esta variable como representativa del riesgo sistémico.

Un modelo de vectores autorregresivos (VAR) permite modelar la evolución temporal de cada variable en función de su pasado reciente, así como de los valores pasados de las demás series consideradas. Un modelo VAR(p) en forma reducida se expresa como:

$$X_t = A_0 + A_1X_{t-1} + A_2X_{t-2} + \dots + A_pX_{t-p} + e_t \quad (6)$$

Donde p es el rezago del modelo, X_t un vector ($n \times 1$) que contiene las n variables que forman el VAR, A_0 un vector ($n \times 1$) que contiene las constantes, A_i una matriz ($n \times n$) de coeficientes, y e_t un vector ($n \times 1$) que contiene los términos de error, los cuales deben ser estacionarios con media cero, varianza constante y serialmente incorrelacionados. Este modelo estima $n + np^2$ parámetros por mínimos cuadrados ordinarios. No obstante, las series económicas suelen ser integradas y existen casos donde pueden estar relacionadas

en el largo plazo, por lo que es posible incluir un vector en el sistema VAR para diferenciar el corto del largo plazo y modelar las relaciones existentes. Engle y Granger (1987) definen la cointegración entre un conjunto de variables como:

Los componentes del vector $x = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$ se encuentran cointegrados de orden d, b denotado como $x \sim CI(d, b)$ si:

1. *Todos los componentes de x están integrados de orden d .*
2. *Existe un vector $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$ tal que la combinación lineal $\beta x_t = \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_n x_{nt}$ es integrada de orden $(d - b)$ donde $b > 0$. Nótese que el vector β se llama el vector de cointegración.*

Como lo demuestra Enders (2015), las condiciones necesarias para que un grupo de variables sean CI (1,1), o sean integradas de primer orden y exista una única relación lineal entre ellas que sea estacionaria, resultan ser condiciones suficientes para que el vector de corrección de errores (VEC) exista. En el caso general de p rezagos, la representación VEC está dada por:

$$\Delta X_t = A_0 + \Pi X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$$

Donde $\Pi = -I_n + A_1 + A_2 + \dots + A_p$ y $\Gamma_i = -(A_{i+1} + A_{i+2} + \dots + A_p)$. Entre el VAR(p) y la expresión anterior, tanto el vector de constantes como el vector de errores permanecen inalterados. El término ΠY_{t-1} representa el vector de corrección y se interpreta como la relación de largo plazo entre las variables de análisis; y el elemento restante de la ecuación es la parte autorregresiva del modelo. Las pruebas sugieren la existencia de una única relación de cointegración entre las variables, por lo que es adecuado estimar un modelo VEC, mientras los criterios de información indican que debe ser un modelo con tres rezagos, o VEC(3), sobre las variables en niveles (Anexo D).

Una vez estimado el modelo, las funciones de impulso-respuesta (IRF) determinan si ante un choque exógeno de una variable las otras reaccionan significativamente en los periodos subsiguientes, lo cual señalaría la existencia de una causalidad temporal. Más detalles sobre la estimación de modelos de vectores autorregresivos y funciones de impulso-respuesta se encuentran en Enders (2015). Como se utiliza la descomposición de Cholesky de la matriz de covarianzas de los errores del modelo para los IRF, el

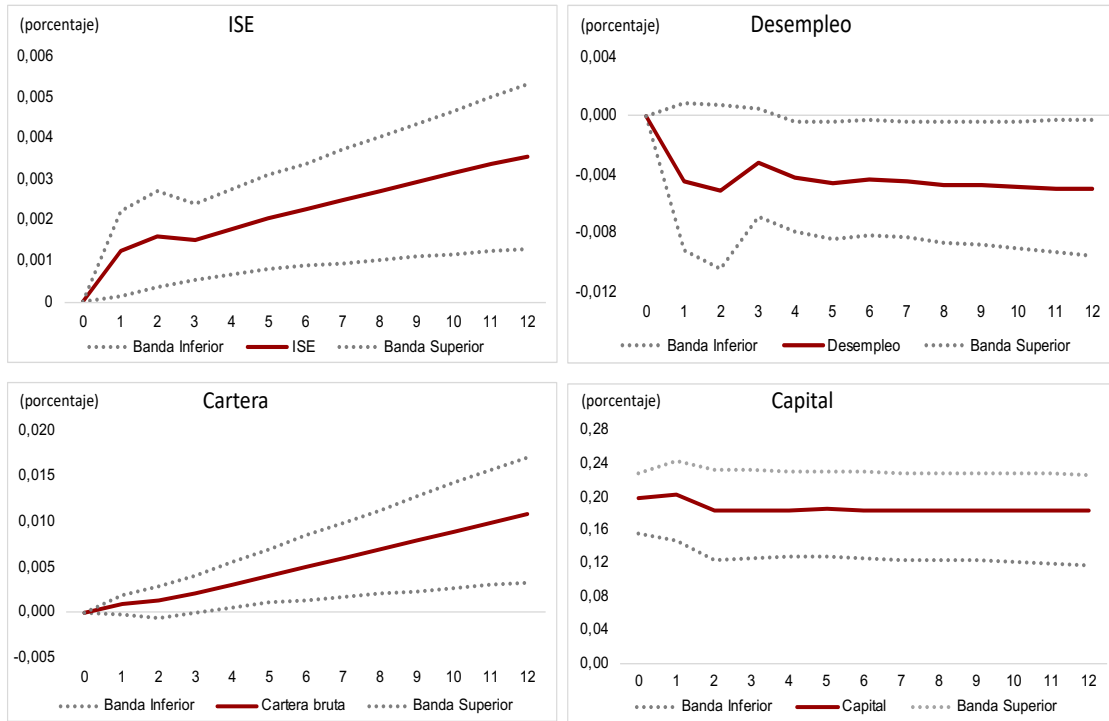
ordenamiento de las variables en el sistema indica cuáles son más afectadas por las otras. El orden considerado es: ISE, Desempleo, Cartera bruta y Capital; implicando que esta última puede responder contemporáneamente a cambios en las condiciones macro y financieras.

Este planteamiento estudia de manera sencilla las relaciones entre las variables consideradas, la dirección de esta relación y la existencia de causalidad, lo que permite dilucidar si el indicador de riesgo sistémico además de capturar los periodos financieros de crisis recoge la evolución de la actividad económica, incluso como potencial indicador líder.

4.2 Resultados

El modelo VEC(3) estimado expone que la evolución del desempleo posee dinámica propia y depende de sus últimos dos registros (con una significancia de 5%). Un resultado equivalente muestra la cartera bruta, que depende de su propio comportamiento dos meses atrás. En cuanto al Capital, su evolución modelada con el proceso autorregresivo arroja que ninguna variable es significativa en su evolución. Por último, el ISE tiene una dinámica compartida: depende de sus dos últimos valores observados, pero también de la evolución del exceso de capital durante el mes inmediatamente anterior. Así, se observa que ninguna variable del sistema tiene un impacto temporal sobre la evolución del capital agregado de la banca, pero este sí tiene una capacidad predictiva sobre el ISE.

Los coeficientes, errores estándar estimados y pruebas sobre los errores de los modelos se exponen en el Anexo D. Los residuales del modelo VEC no presentan evidencia estadística de autocorrelación simple o multivariada ni efectos Garch, validando la especificación planteada. Como la especificación econométrica es un sistema multiecuacional existen relaciones en múltiples sentidos, por lo que los coeficientes proveen información limitada sobre la dirección y magnitud de dichas relaciones. Con el propósito de tener una imagen clara del impacto que podrían tener cambios del capital neto estimado en la primera parte de este trabajo, se calculan las IRF de este sistema econométrico (Figura 4-1):

Figura 4-1: Respuestas ante choque en el Capital bancario estimado²⁶

Fuente: Elaboración propia.

Además de la respuesta de todas las variables del sistema en un horizonte de doce meses, se calcularon sus intervalos de confianza mediante *bootstrapping* a un nivel de significancia del 5%²⁷. Se encuentra que un incremento del superávit de capital tiene un efecto estadísticamente significativo sobre las otras variables. En efecto, una mejoría en la solvencia estresada de la banca impacta positivamente el Índice de Seguimiento a la Economía, disminuye el desempleo y empuja el crecimiento de la cartera del sector. De esta manera, mayor exceso en el capital tiene un efecto expansivo inmediato sobre la economía. Sin entrar a discutir los canales de transmisión de este efecto, la descomposición en contribuciones agregadas que se hizo del exceso de capital es un primer planteamiento y estudio de hipótesis al respecto.

²⁶ En este ejercicio de IRF las variables presentan en niveles.

²⁷ Se muestrean los residuales, se utilizan los coeficientes estimados del modelo para generar una nueva matriz de variables dependientes, se reestima el modelo con estas series, y se utilizan los nuevos coeficientes para calcular la función de impulso-respuesta. Este procedimiento se repitió 5.000 veces. Ver Lütkepohl (2006).

En cuanto a la relación de largo plazo, las pruebas de pertenencia a esta ecuación arrojaron que el ISE y la cartera bruta hacen parte, pero no existe evidencia estadística para incluir la tasa de desempleo o el capital neto bancario (ver Anexo 4). En adición, se encontró que la ecuación de largo plazo es significativa para explicar la evolución de las dos variables entre las que existe cointegración. Estos resultados sugieren que en el corto plazo el capital neto bancario tiene capacidad predictiva sobre el sistema, pero al moverse hacia el largo plazo su poder explicativo se diluye, permaneciendo un efecto de manera indirecta, y en su lugar aparece una relación significativa únicamente entre el ISE y la cartera bruta.

Que el riesgo sistémico (en su versión amplia de capital neto) explique directamente la evolución macroeconómica y financiera apenas en el corto plazo es un hallazgo plausible. Este indicador se nutre de series contables pero su origen reside en variables de la bolsa de valores. Y el mercado, a través de sus diferentes métricas financieras, puede brindar advertencias o avisos de manera anticipada sobre la evolución macroeconómica, pero estas suelen ser sobre el futuro cercano. Así, el SRISK captura las señales que el mercado transmite para transformarlas en relaciones de solvencia de mercado estresadas por escenarios de crisis sistémicas; y en este camino el poder de predicción sobre la actividad productiva puede desaparecer a medida que aumenta el horizonte de análisis.

Para finalizar, recordando que el ISE y el *Anif Leading Index* (ALI), son los indicadores líderes por excelencia del crecimiento económico del país, este resultado es una primera evidencia del valor y sentido predictivo que tiene el superávit o déficit de capital bancario bajo crisis sistémica sobre la evolución inmediata de la actividad productiva colombiana, pues ha mostrado evolucionar contemporáneamente con el ISE e incluso tiene capacidad predictiva de corto plazo. De esta manera puede ser un candidato viable a indicador líder.

5. Conclusiones y consideraciones finales

La crisis financiera de 2008 dejó en evidencia la incapacidad de la regulación financiera y los sistemas de administración de riesgo para predecir y contener la materialización de un riesgo sistémico que nació en una pequeña zona del sistema financiero, luego se contagió y tuvo grandes consecuencias sobre los mercados financieros en todo el mundo. Siguiendo la línea de aplicación empírica del SRISK (*systemic risk*) en Estados Unidos, Dinamarca y Canadá, este trabajo cuantificó la exposición histórica de tres bancos colombianos representativos en términos de riesgo sistémico, refinando el modelo utilizado en ejercicios seminales, y ampliando el periodo de estudio, con el objetivo de comprobar la capacidad predictiva de este sobre variables descriptivas del entorno macroeconómico.

Para la aplicación de la metodología en Colombia, se realizaron dos mejoras. En primer lugar, el umbral y el horizonte de tiempo con los que se define un evento sistémico fueron adaptados a la realidad del mercado accionario local. Y segundo, a diferencia de trabajos seminales para Colombia, se estimó la caída esperada en capitalización de mercado dado un evento sistémico, con un modelo que permite movimientos conjuntos en las colas de la distribución de los retornos accionarios, lo que mejora su ajuste de pronóstico como se comprobó.

Los hallazgos indican que el riesgo sistémico captura los periodos de estrés financiero, pues ha evidenciado exposiciones durante la caída internacional de los precios del petróleo (2015) y la crisis generada por el Covid-19 (2020). Si bien el riesgo alcanzó COP 12,9 bn en marzo de 2020, es bajo comparado con el aporte del sector a la producción nacional (COP \$51,5 bn en 2019) o con su patrimonio (COP \$88,2 bn en 2019). Así mismo, se encontró evidencia estadística de que el valor agregado del capital tiene capacidad predictiva de corto plazo sobre el ISE, uno de los principales indicadores líderes de la economía, abriendo la puerta a la exploración de canales de transmisión y a su

implementación como indicador líder de la actividad productiva. En cuanto a los componentes del capital neto bancario, se concluyó que el patrimonio y los pasivos contables son los principales determinantes individuales de la evolución del riesgo sistémico.

La medida de SRISK tiene potenciales usos adicionales. Su aplicación en otras jurisdicciones ha mostrado que es un buen predictor de la quiebra de entidades financieras, además de ser proxy del valor que posteriormente inyectan los gobiernos para rescatarlas; pero es claro que se debe acompañar de otros análisis e indicadores estructurales si se pretende explorar su uso en esta vía. Y más recientemente, han surgido trabajos que buscan, por un lado, estimar el riesgo sistémico que puede soportar una entidad financiera según sus características individuales y las de su entorno, y por otro, deducir la probabilidad de recesión en un país dado un nivel de SRISK. Ambos estudios tratan de explotar la utilidad del indicador en términos de seguimiento y monitoreo de la estabilidad financiera.

Al respecto, Colombia se caracteriza por tener un mercado de capitales en desarrollo, de profundidad y liquidez limitadas, con pocas entidades financieras listando su capital en la bolsa, y con una tendencia de los inversionistas extranjeros a retirarse del mercado en la última década. Esta situación ha hecho que el sistema financiero pueda desarrollar sus operaciones sin la toma excesiva de riesgos, de una forma conservadora y con una mejor evaluación de los riesgos financieros, por lo que las aplicaciones del SRISK se encuentran en espera. No obstante, este trabajo es el primer paso en dicha línea y en esta fase se constituye como una herramienta para la estabilidad financiera, por cuanto es capaz de recoger señales de mercado y observar en qué medida el mercado está *castigando* a las entidades, al evidenciar exposiciones y propensiones a pérdidas de capital que la metodología actual del Supervisor no captura.

Una agenda de investigación futura debería considerar inicialmente la formulación de un modelo que estime la capitalización de mercado de las entidades que no se encuentran en bolsa, para así extender el análisis a todo el sistema financiero. Trabajos previos han estimado modelos de datos panel para extrapolar las series de mercado, pero presentan debilidad para modelar las heterogeneidades presentes en todo el sistema bancario. Asimismo, la implementación del SRISK en Latinoamérica permitiría una visión más amplia

sobre la situación actual del riesgo sistémico en el sistema financiero latinoamericano, toda vez que las principales y más grandes entidades financieras se encuentran en bolsa, por lo cual su información está disponible y los resultados serían representativos.

En Colombia, recordando que el SRISK es un indicador que se nutre de información contable y de mercado, puede pensarse su aplicación al sector corporativo en empresas presentes en la bolsa y con una capitalización de mercado significativa, así como a otras zonas del sistema financiero menos estudiadas y con menor protagonismo, pero que muestran alta sensibilidad a choques sistémicos y exponen señales de manera oportuna, como lo son los fondos de inversión colectiva. De esta manera, se extendería el alcance del estudio realizado en este documento.

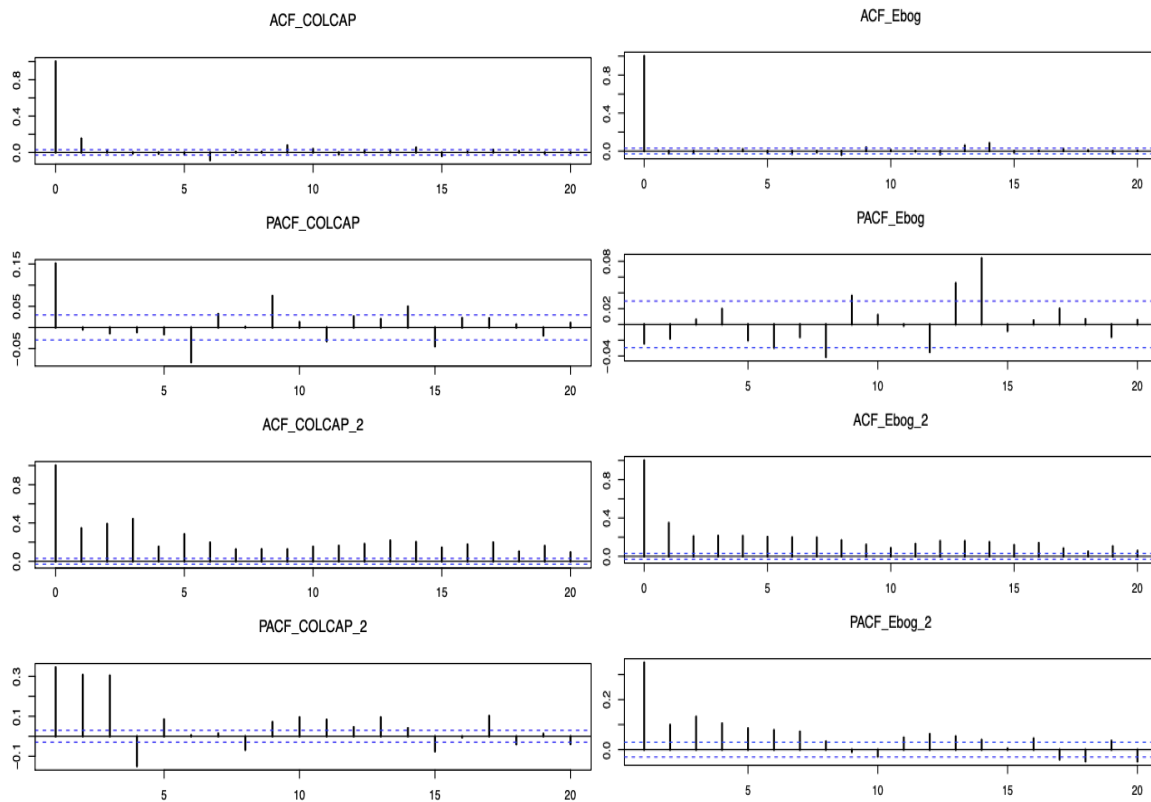
A. Anexo: Pruebas estadísticas de las series financieras

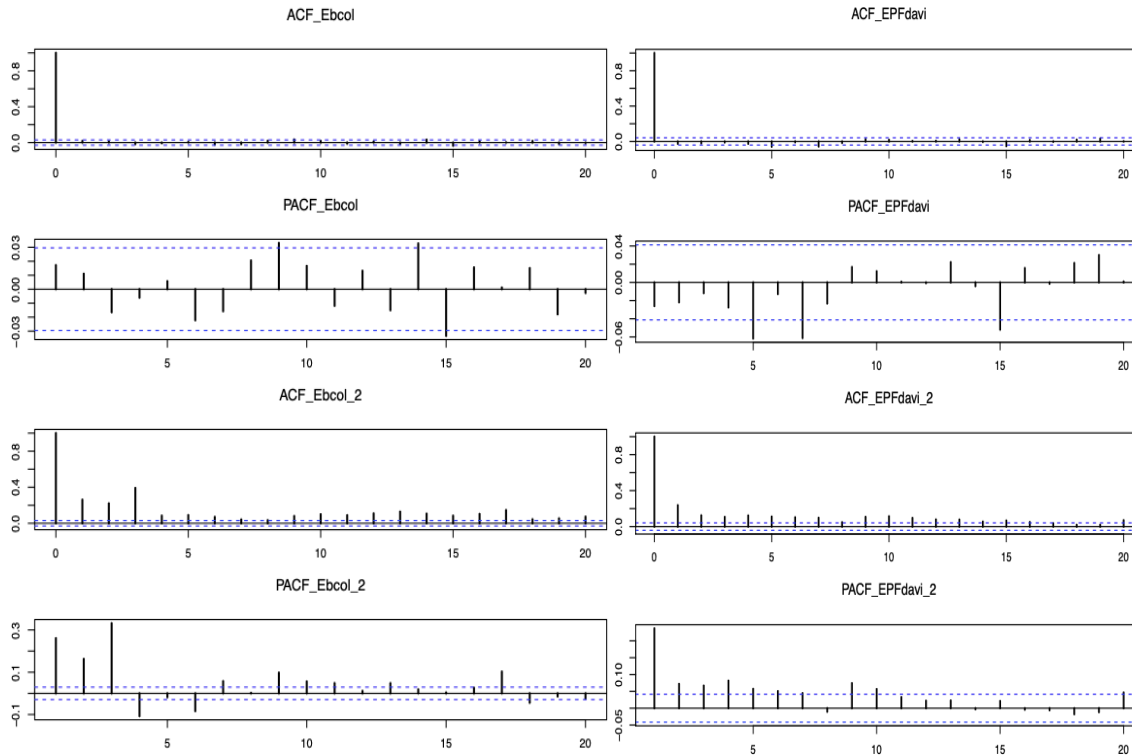
Prueba Jarque-Bera de normalidad

Test de normalidad de Jarque-Bera		
	Statistic	p-value
Colcap	93366	0.000
Banco de Bogotá	22654	0.000
Bancolombia	20489	0.000
Davivienda	1130.4	0.000

Fuente: Elaboración propia.

Funciones de autocorrelación – retornos y retornos cuadrados





Fuente: Elaboración propia.

Pruebas de efectos M-Arch

Pruebas de efectos Arch multivariado			
	Banco de Bogota	Bancolombia	Davivienda
	Statistic		
Q(m) of squared series(LM test)	3444.56***	2915.09***	539.86***
Rank-based Test	980.80***	838.41***	426.43***
Q_k(m) of squared series	3982.86***	3772.69***	729.65***
Robust Test (5%)	613.16***	507.80***	310.44***

*p<0,10 **p<0,05 ***p<0,01

Prueba de correlación dinámica

Test de correlación dinámica de Engle y Sheppard		
	Statistic	p-value
Banco de Bogotá	21.2187	0.000
Bancolombia	25.56699	0.000
Davivienda	25.39078	0.000

Fuente: Elaboración propia.

B. Anexo: Algoritmo de estimación del LRMES

A partir del modelo GJR-GARCH-DCC se pueden obtener los retornos conjuntos del mercado y la entidad bancaria para mañana, condicionados a la información pasada. Esto es, la estimación actual de la estructura de dependencia entre el mercado y la entidad dada la información disponible. A continuación, se explica cómo se utiliza este modelo para estimar el LRMES (cuánto perdería una entidad de valor de mercado si el mercado accionario sufre una caída de 22.5% durante 3 meses):

$$LRMES_{i,t} = E_t[R_{i,t:t+63} | R_{M,t:t+63} \leq -22.5\%]$$

Brownlees y Engle (2016) propusieron un procedimiento de simulaciones, en el cual el GJR-GARCH-DCC se utiliza para obtener las predicciones del LRMES. A continuación, se explica este procedimiento, siguiendo la descripción hecha por Grinderslev y Kristiansen (2016). Antes de empezar, se denota que la innovación estandarizada de la firma i condicional a la innovación del mercado está dada por:

$$\xi_{i,t} = \frac{\frac{r_{i,t} - \mu_{i,t}}{\sigma_{i,t}} - \rho_{i,t} \frac{r_{M,t} - \mu_{M,t}}{\sigma_{M,t}}}{\sqrt{1 - \rho_{i,t}^2}}$$

donde $r_{M,t}$, $r_{i,t}$ son el retorno del mercado y la firma, μ_M , μ_i , son las respectivas medias, $\sigma_{M,t}$, $\sigma_{i,t}$ son la desviación estándar del mercado y la firma, $\rho_{i,t}$ es la correlación entre los dos retornos; todos en el momento t . Esto es una consecuencia directa del supuesto hecho durante el proceso de estimación del GJR-GARCH-DCC de que los retornos siguen una distribución normal conjunta. El procedimiento es:

1. Se construyen las innovaciones estandarizadas del modelo GARCH-DCC:

$$\epsilon_{M,t} = \frac{r_{M,t} - \mu_{M,t}}{\sigma_{M,t}} \quad \text{y} \quad \xi_{i,t} = \frac{\frac{r_{i,t} - \mu_{i,t}}{\sigma_{i,t}} - \rho_{i,t} \frac{r_{M,t} - \mu_{M,t}}{\sigma_{M,t}}}{\sqrt{1 - \rho_{i,t}^2}} \quad \text{para} \quad t = 1, \dots, T$$

Por construcción $\xi_{i,t}$ y $\epsilon_{M,t}$ tienen media cero, varianza unitaria y no se correlacionan.

2. Muestrear con reemplazamiento $S \times h$ pares de innovaciones estandarizadas $[\xi_{i,t}, \epsilon_{M,t}]$. Con esto se construyen S pseudo-muestras de innovaciones GARCH-DCC desde el periodo $T + 1$ hasta $T + h$.
3. Incluir las pseudo-muestras de innovaciones de mercado $[\epsilon_{M,T+1}^s]_{t+1, \dots, h}$ para cada $s = 1, \dots, S$ recursivamente con el modelo GJR-GARCH estimado previamente para el mercado, y utilizar $\sigma_{M,T}^2$ como valor inicial. Esto genera S sendas simuladas de retornos de mercado.
4. Utilizar los parámetros del modelo DCC para calcular $\rho_{i,T+1}^s$ en cada una de las S sendas donde el mercado cayó por debajo de 22.5% a lo largo de 63 días.
5. Calcular el residual estandarizado de la firma i :

$$\epsilon_{i,T+1}^s = \xi_{i,T+1}^s \sqrt{1 - \rho_{i,T+1}^2} + \rho_{i,T+1}^s \epsilon_{M,T+1}^s$$

6. Utilizar el residual y la varianza de la firma i en el momento T dentro del modelo GRJ-GARCH estimado para esta firma, con el objetivo de calcular su varianza condicional $(\sigma_{i,T+1}^s)^2$.
7. El retorno de la firma i en el periodo $T + 1$ puede calcularse ahora como:

$$r_{i,T+1}^s = \sqrt{(\sigma_{i,T+1}^s)^2} \epsilon_{i,T+1}^s + \mu_{i,t}$$

8. Repetir los pasos 4-7 recursivamente para $T + l$ con $l = 2, \dots, h$ permite obtener los retornos diarios de las sendas donde el mercado se contrajo al menos 22.5%.
9. Calcular el retorno aritmético multiperiodo para cada una de las sendas simuladas:

$$R_{i,T+1:T+63}^s = \exp\left(\sum_{t=1}^{63} r_{i,T+t}^s\right) - 1$$

10. Finalmente, se calcula el LRMES como el promedio de los retornos de la firma i dado que el mercado se contrajo en al menos 22.5%. Para que los datos extremos no afecten el LRMES considerablemente, se desestima el 1% más bajo y más alto de los retornos de la firma i :

$$LRMES_{i,t} = - \frac{\sum_{s=1}^S R_{i,T+1:T+63}^s I\{R_{M,T+1:T+63}^s < -22.5\% \}}{\sum_{s=1}^S I\{R_{M,T+1:T+63}^s < -22.5\% \}}$$

C. Anexo: Pruebas de correlación de los modelos Garch

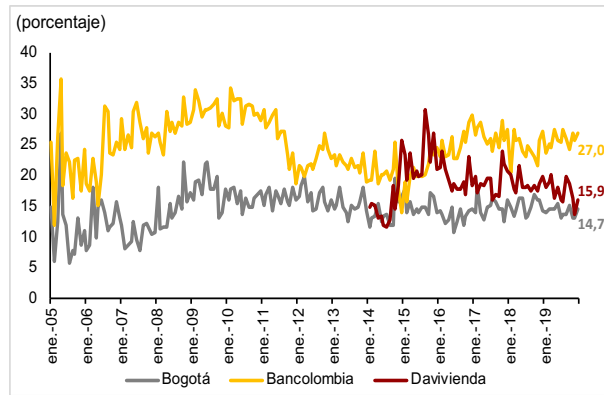
Rezago	Colcap	Bogotá	Bancolombia	Colcap	Davivienda	Colcap - Bogotá	Colcap - Bancolombia	Colcap - Davivienda
Errores estándar (p-valores)								
5	0.13	0.52	0.33	0.51	0.82	0.60	0.09	0.24
10	0.10	0.56	0.16	0.79	0.86	0.24	0.11	0.20
15	0.33	0.33	0.21	0.87	0.91	0.46	0.29	0.42
20	0.37	0.46	0.42	0.86	0.97	0.28	0.26	0.19
25	0.43	0.45	0.50	0.85	0.90	0.18	0.23	0.15
30	0.44	0.24	0.26	0.75	0.92	0.15	0.17	0.13
Errores estándar al cuadrado (p-valores)								
5	0.87	0.35	0.10	0.89	0.30	0.99	0.10	0.96
10	0.98	0.54	0.18	0.97	0.34	0.99	0.32	0.99
15	1.00	0.70	0.23	0.75	0.58	0.63	0.64	0.99
20	0.91	0.13	0.14	0.68	0.46	0.96	0.86	0.99
25	0.83	0.16	0.11	0.82	0.43	0.99	0.82	0.99
30	0.90	0.34	0.11	0.90	0.55	0.99	0.88	0.99

Fuente: Elaboración propia.

Autocorrelación bloques – Garch

Periodo	Rezago	Bogotá	Bancolombia	Davivienda
p-valores				
Ene-02 - dic-06	5	0.93	0.17	
	10	0.47	0.23	
	15	0.58	0.53	
	20	0.66	0.60	
Ene-07 - dic-10	5	0.74	0.25	
	10	0.71	0.13	
	15	0.68	0.36	
	20	0.56	0.49	
Ene-11 - dic-14	5	0.49	0.25	
	10	0.28	0.56	
	15	0.40	0.43	
	20	0.58	0.59	
Ene-15 - dic-19	5	0.91	0.99	
	10	0.92	0.89	
	15	0.98	0.95	
	20	0.78	0.84	
Oct-10 - Dic-14	5			0.48
	10			0.66
	15			0.87
	20			0.81
Ene-15 - dic-19	5			0.11
	10			0.12
	15			0.19
	20			0.15

LRMES – Evento sistémico h=126 C=-40%



Fuente: Elaboración propia.

D. Anexo: Modelo de vectores autorregresivos

Prueba de raíz unitaria – Dickey-Fuller de las series en primeras diferencias

Estadísticos			
Capital neto (CS)	-7.3417	18.4685	27.522
Desempleo (UN)	-14.1174	66.4975	99.7122
ISE	-9.9452	33.6076	50.2359
Cartera Bruta (CB)	-6.1491	12.6629	18.9617
Critical values for test statistics:			
	1%	5%	10%
tau3	-3.99	-3.43	-3.13
phi2	6.22	4.75	4.07
phi3	8.43	6.49	5.47

Fuente: Elaboración propia.

Test de cointegración de Johansen

Prueba de la traza - Johansen				
Rango	Test	10%	5%	1%
$r \leq 3$	3.850	7.520	9.240	12.970
$r \leq 2$	11.690	17.850	19.960	24.600
$r \leq 1$	31.630	32.000	34.910	41.070
$r \leq 0$	81.530	49.650	53.120	60.160

Fuente: Elaboración propia.

Criterios de selección del rezago óptimo

Rezago óptimo modelo VEC					
Rezago	1	2	3	4	5
AIC(n)	-29.177	-29.378	-29.412	-29.343	-29.264
HQ(n)	-29.028	-29.110	-29.025	-28.836	-28.638
SC(n)	-28.810	-28.717	-28.457	-28.094	-27.721
FPE(n)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Rezago óptimo modelo VEC					
AIC(n)	HQ(n)	SC(n)	FPE(n)		
3	2	1	3		

Fuente: Elaboración propia.

Prueba de autocorrelación y efectos M-Arch de los errores VEC(3)

Rezago	Multivariado	ISE	Desempleo	Cartera bruta	Capital	Multivariada de efectos ARCH
Errores (p-valores)						
5	1,00	0,20	0,27	0,76	0,99	0,79
10	0,99	0,16	0,51	0,24	0,28	0,99
15	0,99	0,09	0,70	0,17	0,31	0,79
20	0,90	0,14	0,85	0,20	0,33	0,83
25	1,00	0,23	0,72	0,31	0,52	0,84
30	0,94	0,07	0,79	0,60	0,50	0,80

Fuente: Elaboración propia.

Especificación VEC(3) y coeficientes estimados

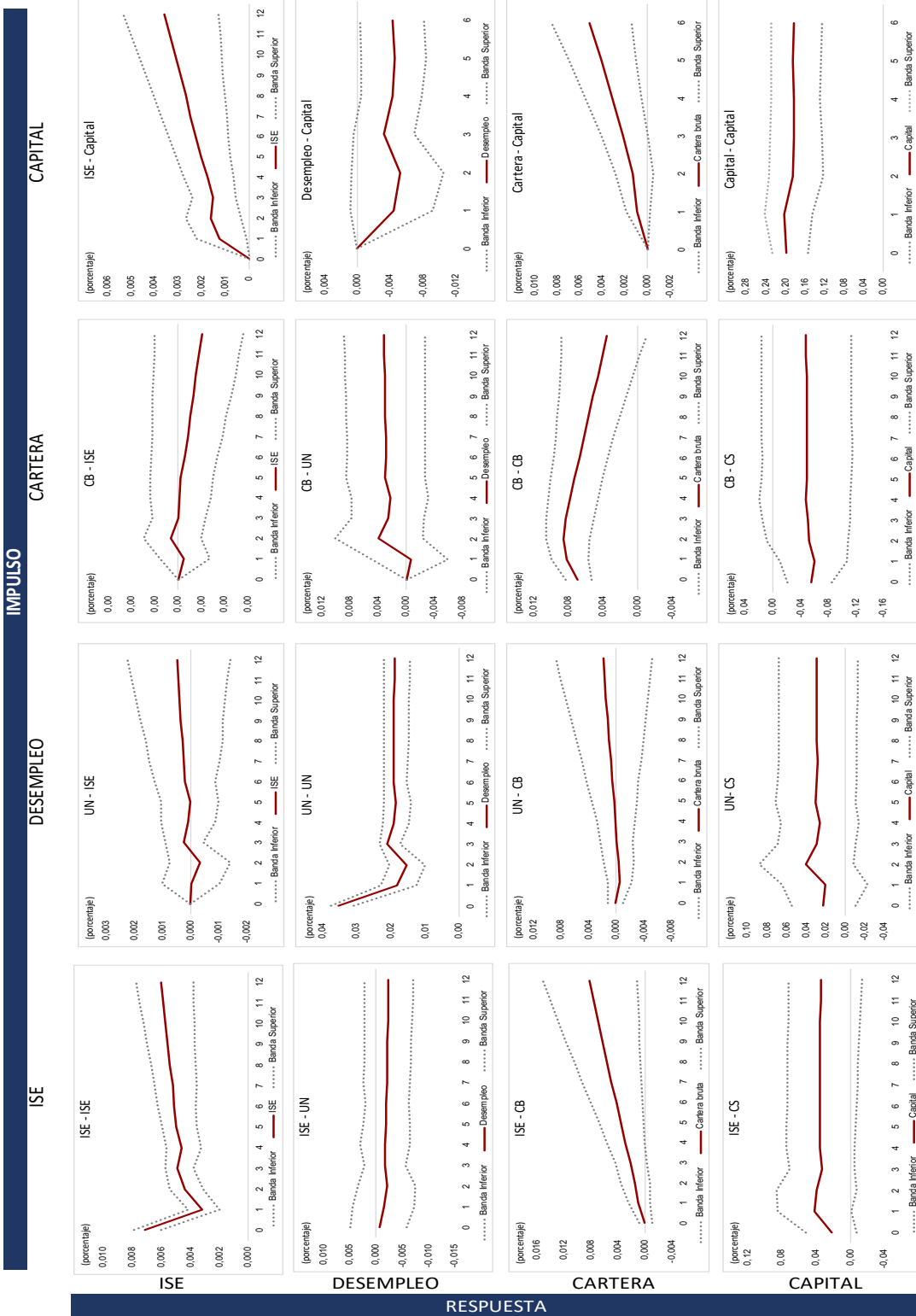
$$\begin{bmatrix} dISE_t \\ dUN_t \\ dCB_t \\ dCS_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.038ect \\ (0.014) \\ -0.057ect \\ (0.071) \\ 0.095ect \\ (0.014) \\ -0.124ect \\ (0.419) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.570 & -0.004 & 0.015 & 0.006 \\ (0.076) & (0.015) & (0.081) & (0.003) \\ -0.087 & -0.465 & -0.263 & -0.022 \\ (0.375) & (0.074) & (0.401) & (0.013) \\ 0.104 & -0.022 & 0.200 & 0.005 \\ (0.074) & (0.015) & (0.079) & (0.003) \\ 2.830 & -0.060 & -0.689 & 0.012 \\ (2.217) & (0.435) & (2.364) & (0.079) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dISE_{t-1} \\ dUN_{t-1} \\ dCB_{t-1} \\ dCS_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.182 & -0.014 & 0.102 & 0.005 \\ (0.074) & (0.015) & (0.079) & (0.002) \\ -0.092 & -0.307 & 0.534 & -0.012 \\ (0.370) & (0.073) & (0.391) & (0.014) \\ 0.103 & -0.002 & 0.030 & -0.000 \\ (0.073) & (0.014) & (0.077) & (0.003) \\ 1.621 & 0.574 & 0.458 & -0.103 \\ (2.185) & (0.433) & (2.307) & (0.081) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dISE_{t-2} \\ dUN_{t-2} \\ dCB_{t-2} \\ dCS_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon}_{1,t} \\ \hat{\varepsilon}_{2,t} \\ \hat{\varepsilon}_{3,t} \\ \hat{\varepsilon}_{4,t} \end{bmatrix}$$

$$ect = ISE_t + 0.31UN_t - 0.305CB_t + 0.036CS_t - 2.929$$

Prueba de pertenencia a la relación de largo plazo

Prueba de pertenencia a la relación de largo plazo				
Ho: la variable es estadísticamente igual a cero				
Variable	ISE	Desempleo	Cartera	Capital
p-valor	0.02	0.44	0.00	0.79

Funciones de Impulso-Respuesta del sistema VEC(3)



Bibliografía

- Abdelkader, D. (2017). *Systemic Risk in the Chinese Financial System: Measuring and Ranking*. The Chinese Economy, Volumen 50, No. 1, pp: 4-58.
- Acharya, V. Engle, R. & Pierret, D. (2013). *Testing Macroprudential Stress Tests: The Risk of Regulatory Risk Weights*. National Bureau of Economic Research. Working paper No. 18968. Recuperado de: <https://www.nber.org/papers/w18968>
- Acharya, V., Engle, R. & Richardson, M. (2012). *Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks*. The American Economic Review. Volumen 102, No. 3, pp. 59-64.
- Acharya, V., Pedersen, L., Philippon, T. & Richardson, M. (2010). *Measuring systemic risk*. New York University. Working paper.
- Adrian, T. & Brunnermeier, K. (2011). *CoVaR*. National Bureau of Economic Research. Working paper No. 17454. Recuperado de: <https://www.nber.org/papers/w17454>
- Aguirre, A. Jaulín, O., Hurtado, J. & Meneses, M. (2017). Identificación de las fuentes de fondeo estables y no estables. En: *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República.
- Banco de la República (2017). *Reporte de Estabilidad Financiera – segundo semestre de 2017*.
- Berg Jensen, M. & Lunde, A. (2001). *The nig-s and arch model: A fat-tailed stochastic, and autoregressive conditional heteroscedastic volatility model*. University of Aarhus, Working paper No. 83.
- Bisias, D., Flood, M.D., Lo, A.W. & Valavanis, S. (2012). *A survey of systemic risk analytics*. US Department of Treasury, Office of Financial Research.
- Blanchard, O.J., Dell'Ariccia, M.G. & Mauro, M.P. (2013). *Rethinking macro policy II: Getting granular*. Fondo Monetario Internacional.
- Bollerslev, T. (1986). *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. Journal of Econometrics, Volumen 31, No. 3, pp: 307-327.
- Bollerslev, T. & Wooldridge, J. (1988). *Quasi-Maximum Likelihood Estimation of Dynamic Models with Time-Varying Covariances*. Working Paper No. 505. Massachusetts Institute of Technology.

- Brownlees, C. & Engle, R. (2016). SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk. *The Review of Financial Studies*. Volume 30, Issue 1, January 2017, Pages 48-79. Recuperado de: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw060>
- Cabrera, W., Corredor, A. & Quicazán, C. (2012). *Requerimientos Macropudenciales de capital y riesgo sistémico: Una aplicación para Colombia*. Temas de Estabilidad Financiera No. 74. Banco de la República.
- Cabrera, W., Melo, L. y Parra, D. (2014). *Relación entre el riesgo sistémico del sistema financiero y el sector real: un enfoque FAVAR*. Borradores de Economía No. 810. Banco de la República.
- Capera, L., Gómez, E., Laverde, M., & Morales, M. (2013). Measuring systemic risk in the colombian financial system. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, Volumen 6, No. 3, pp: 253– 279.
- Cardona, D., Gaitán, S. & Velásquez, H. (2017). Variables macroeconómicas y microeconómicas que influyen en la estimación del costo de capital: Un estudio de caso. *Revista Facultad de Ciencias Económicas*, Volumen 25, No 1. Universidad Eafit
- Cely, J., Cepeda, F., Chipatecua, O., León, C., Machado & Sarmiento, M. (2010). *Riesgo sistémico y estabilidad del sistema de pagos de alto valor en Colombia: Análisis bajo Topología de Redes y Simulación de Pagos*. Borradores de Economía No. 627. Banco de la República.
- Cepeda, F. (2008). *La topología de redes como herramienta de seguimiento en el Sistema de Pagos de Alto Valor en Colombia*. Borradores de Economía No. 513. Banco de la República.
- Coleman, T., LaPlante, A. & Rubtsov, A. (2018). *Analysis of the SRISK measure and its application to the Canadian banking and insurance industries*. *Annals of Finance*, Volumen 14, pp: 547–570. Recuperado de: <https://doi.org/10.1007/s10436-018-0326-3>
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2013). *Global systemically important banks: updated assessment methodology and the higher loss absorbency requirement*. Recuperado de: <https://www.bis.org/publ/bcbs255.htm>
- Consejo de Estabilidad Financiera, Banco de Pagos Internacionales & Fondo Monetario Internacional (2009). *Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations*. Conferencia del G20.
- Cull, R. & Martínez Pería, S. (2013). *Bank ownership and lending patterns during the 2008–2009 financial crisis: Evidence from Latin America and Eastern Europe*. *Journal of Banking and Finance*. Vol. 37, No. 12.
- De Nicolo, M.G., Favara, G. & Ratnovski, L. (2012). *Externalities and macro-prudential policy*. Fondo Monetario Internacional.
- Dow, J. (2000). *What Is Systemic Risk? Moral Hazard, Initial Shocks, and Propagation*. *Monetary and Economic Studies*. Institute for Monetary and Economic Studies. Bank of Japan. Vol. 18(2), pp 1-24.

- Duprey, T. (2015). *Do Publicly Owned Banks Lend Against the Wind?* International Journal of Central Banking. Vol. 11 No. 2
- Enders, W. (2015). Applied econometric time series. Cuarta edición. Wiley.
- Engle, R. & Sheppard, K. (2001) *Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH*. National Bureau of Economic Research. Working paper No. 8554.
- Engle, R. (2002). *Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity models*. Journal of Business and Economic Statistics, Volumen 20.
- Engle, R., Jondeau, E., & Rockinger, M. (2015). *Systemic risk in Europe*. Review of Finance, Volumen 19, No. 1, pp. 145- 190.
- Foggit, G. (2016). Measuring the systemic risk in the South African and United States banking sectors (Tesis doctoral). North-West University, Sudáfrica.
- Gamba, S., Jaulín, O., Lizarazo, A., Mendoza, J., Morales, P., Osorio, D. & Yanquen, E. (2017). *SYSMO I: a systemic stress model for the colombian financial system*. Borradores de Economía No. 1028. Banco de la República.
- Gamba, S. & Lizarazo, A. (2019). Indicador agregado de vulnerabilidad. En: *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República.
- Georg, C.P. (2011). *Basel III and systemic risk regulation: what way forward?* Working papers on global financial markets No. 17. Universidad de Jena y Universidad Halle.
- Glosten, L., Jagannathan, R. & Runkle, D. (1993). *On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks*. Journal of Finance, Volumen 48.
- Grandi, P. (2018). *Sovereign Risk and Cross-Country Heterogeneity in the Transmission of Monetary Policy to Bank Lending in the Euro Area*. European Economic Review. Vol. 119.
- Grinderslev, O. & Kristiansen, K. (2016). *Systemic Risk in Danish Banks: implementing SRISK in a Danish context*. Banco Central de Dinamarca. Working Paper No. 105.
- Ji, K., Jooyung, K. & Lee, K. (2015). *Estimating Tobin's Q for Listed Firms in Korea (1980-2005): Comparing Alternative Approaches and an Experiment with Investment Functions*. Seoul Journal of Economics, Volumen 28, No. 1.
- Laeven, L., Ratnovski, L. & Tong, H. (2014). *Bank size and systemic risk*. International Monetary Fund. Recuperado de: <http://dx.doi.org/10.5089/9781484363720.006>
- Lehar, A. (2005). *Measuring systemic risk: A risk management approach*. Journal of Banking and Finance. Volumen 29, No. 10, pp. 2577-2603.

- León, C. (2012). Implied probabilities of default from colombian money market spreads: The merton model under equity market informational constraints. Borradores de Economía No. 743. Banco de la República.
- Malagón, J., Ruiz, C., Sánchez, C. & Tamayo, C. (2018). SRISK: una aplicación a la banca colombiana. En: *Regulación y gestión de riesgos financieros: una visión comparada*. Asobancaria.
- Milei, G. (2011). *Teoría de la Inversión y Mercados Financieros: La “q” de Tobin y su uso para la Valuación de Empresas*. Revista de Actualidad Económica No. 74. Universidad Argentina de la Empresa.
- Muñoz, I. & Rodríguez, J. (2014). *Valor bursátil de los bancos europeos: Determinantes económico-financieros y de gobierno corporativo*. Revista de Estudios de Economía Aplicada, Volumen 32, No. 2.
- Orskaug, E. (2009). *Multivariate DCC-GARCH Model with Various Error Distributions* (Tesis de maestría). Norwegian University of Science and Technology.
- Quicazán, C. & Lemus, J. (2018). SRISK y distance to default para el sistema financiero colombiano. En: *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República.
- Salcedo, J. (2016). *Análisis del contagio financiero en América Latina, una aproximación a partir de la volatilidad en las tasas de interés y los mercados de valores (1993-2013)* (Tesis de maestría). Universidad Nacional de Colombia.
- Smaga, P. (2014). *The concept of systemic risk*. Special Papers, No 5. Systemic Risk Centre, London School of Economics and Political Science. Recuperado de: <http://eprints.lse.ac.uk/61214/1/sp-5.pdf>
- Tobin, J. (1969). *A General Equilibrium Approach to Monetary Theory*. Journal of Money, Credit and Banking, Volumen 1, No. 1, pp: 15-29.
- Vacca, V. (2017). *An Unexpected Crisis? Looking at Pricing Effectiveness of Heterogeneous Banks*. Economic Notes. Vol. 46, No 2.
- Venter, J. & Jongh, P. (2002). *Risk estimation using the normal inverse gaussian distribution*. Journal of Risk, Volumen 4, pp: 1–24.
- Weistroffer, C. (2011). *Identifying systemically important financial institutions (SIFIs)*. International topics - Current issues. Deutsche Bank Research.