

SRISK: una medida de riesgo sistémico para la banca colombiana 2005-2021¹

Camilo Eduardo Sánchez-Quinto²

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

Resumen

Una de las lecciones que dejó la crisis financiera de 2008 fue la importancia de monitorear el riesgo sistémico en la búsqueda de 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 de este riesgo. Entre ellas se encuentra 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 indican que, si bien el riesgo sistémico en la banca ha sido históricamente bajo, este alcanzó su máximo histórico en 2020, mostrando el impacto de la crisis sanitaria del Covid-19. Adicionalmente, se encuentra que el *SRISK* se correlaciona con variables de la actividad productiva y financiera, además tener capacidad predictiva en *sentido de Granger*.

Palabras clave: Riesgo sistémico; sistema bancario; causalidad de Granger; modelos Garch multivariados; Colombia.

Códigos JEL: C22, C53, E44, G01, G21

¹ Una versión previa de este documento fue presentada como [trabajo de grado](#) de la Maestría en Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de Colombia.

² Banco de la República; csanchqu@banrep.gov.co.

SRISK: a systemic risk measure for the Colombian banking system 2005-2021³

Camilo Eduardo Sánchez Quinto⁴

The opinions contained in this document are the sole responsibility of the authors and do not commit Banco de la República nor its Board of Directors

Abstract

One of the lessons we learned from the 2008 financial crisis was the importance of monitoring the 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 this risk, 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 exposure under a sustained crisis scenario. This paper replicates the *SRISK* methodology adjusted for the Colombian banking system using GJR-GARCH-DCC models. The results show that, although systemic risk of banks has been historically low, it reached its maximum in 2020, adding empirical evidence on the impact of Covid-19 crisis. Furthermore, it is found that *SRISK* correlates with leading indicators of economic and financial sectors, in addition to having predictive power in the sense of Granger causality.

Keywords: Systemic risk; banking system; Granger causality; multivariate Garch models; Colombia.

JEL: C22, C53, E44, G01, G21

³ A previous version of this paper was submitted as [Master's degree thesis](#) at Universidad Nacional de Colombia.

⁴ Banco de la República; csanchqu@banrep.gov.co.

1. 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 del sector financiero, la materialización del riesgo sistémico en una pequeña zona del sistema financiero pudo causar una crisis que se expandió y adquirió un carácter internacional, con 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, estabilidad precios y crecimiento económico como los determinantes de la estabilidad macroeconómica sostenida en el tiempo (Blanchard, Dell’Ariccia y Mauro, 2013).

En la literatura se han desarrollado metodologías que buscan identificar las entidades que tendrían un impacto mayor sobre el sistema financiero en caso de una crisis, y por ende su supervivencia es un elemento importante para la estabilidad del mismo. Este trabajo utiliza una de ellas, conocida como *SRISK*, para estimar el riesgo sistémico de los tres principales bancos colombianos, con el objetivo de dimensionar el impacto de los eventos sistémicos a los que ha estado sujeta la economía local, determinar la entidad que ha contribuido en mayor medida a la generación de este riesgo y estudiar la relación de este indicador con variables clave de la actividad económica y financiera.

La metodología *SRISK* tiene su origen en el trabajo de 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 riesgo sistémico 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 Bolsa de Valores de Colombia.

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 hace un análisis de correlaciones y se estima un modelo de vectores autorregresivos entre el valor agregado del riesgo y variables descriptivas de la evolución económica y financiera, con el fin de ubicar la dinámica del riesgo sistémico con respecto a estas variables.

Esta metodología presenta 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 de un 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 muestran que la coyuntura causada por el Covid-19 caracterizó un evento sistémico, hizo que el riesgo alcanzara valores máximos históricos de forma repentina y causó que la solidez patrimonial de las entidades bancarias se debilitara al punto de registrar por primera vez faltantes de capital de mercado, reflejando así la profundidad del impacto de la crisis actual sobre el sistema financiero. De esta manera, el indicador de riesgo sistémico captura los periodos de estrés financiero. Además, se encontró que la evolución del capital bancario bajo estrés evoluciona en conjunto con variables líderes de la actividad macrofinanciera, siendo incluso capaz de explicar su comportamiento en el corto plazo. Estos resultados posicionan al *SRISK* como un indicador de interés para las autoridades macroeconómicas de la estabilidad financiera.

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. La tercera sección describe las variables utilizadas en las estimaciones, mientras la cuarta sección presenta la metodología econométrica utilizada durante este trabajo. En la quinta sección se exponen los resultados obtenidos de manera anonimizada y se hace el análisis de series de tiempo. Por último, la sexta sección contiene consideraciones finales.

2. 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*.

Del riesgo sistémico se sabe que su medición, monitoreo y mitigación 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).

De acuerdo con 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, 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 financiera.

En este sentido, las metodologías que se han implementado desde la crisis pueden clasificarse como contables o de mercado⁵. Los indicadores contables fueron desarrollados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CSBB; 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 puede ser aplicada a la totalidad del sistema bancario y no depende de estándares contables locales, por lo que goza de comparabilidad entre jurisdicciones. Por sus características, esta metodología se emplea para análisis estructural posterior a la materialización del riesgo sistémico.

De otro lado, los indicadores de mercado aproximan el riesgo a través de modelos financieros y se emplean como indicadores de alerta temprana y de monitoreo. Estos indicadores se subdividen en aditivos y no aditivos⁶ (Weistroffer, 2011). La primera categoría estima el riesgo sistémico agregado y calcula la proporción que aporta cada entidad del sistema financiero, mientras que la segunda calcula el riesgo que individualmente una entidad aporta cuando únicamente esta se encuentra en situación de crisis. Los trabajos sobre *Marginal Expected Shortfall* (Lehar, 2005; Acharya, Pedersen, Philippon y Richardson, 2010; Acharya et al., 2012) y *Shapely Value* (Tarashev et al, 2010; Drehmann y Tarashev, 2011) hacen parte de la categoría aditiva, mientras que aquellos de valor en riesgo conforman la no aditiva (Adrian y Brunnermeier, 2010).

En la literatura se encuentra la metodología *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 condicionando a este tipo de eventos.

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 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

⁵ Al respecto, es preciso aclarar que no existe una única forma de agrupar las medidas de riesgo sistémico (Bisias et. al, 2012).

⁶ 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.

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 apalancamiento y la contracción esperada que sufre el patrimonio. Esta contracción se conoce en la literatura como *Marginal Expected shortfall* (*MES*; Acharya et al., 2012).

Hasta ese momento se requería de la materialización de una crisis financiera para que el cálculo del *SES* fuera posible. En respuesta, el *SRISK* utiliza modelos Garch multivariados sobre los retornos accionarios y emplea un método de simulación que construye el valor esperado del patrimonio bajo escenarios de crisis. En su aplicación para Estados Unidos, los autores encontraron que este indicador: i) describe aumentos de riesgo sistémico con antelación a otras alternativas de modelación; ii) se correlaciona y describe crisis económicas y financieras; iii) predijo la quiebra de instituciones junto con el valor de rescate inyectado por el Gobierno durante la crisis; y iv) pronosticó caídas en la actividad económica. En los últimos años, el *SRISK* se ha implementado en Europa, Dinamarca, Canadá y Sudáfrica (Engle, Jondeau y Rockinger; 2014; Grinderslev y Kristiansen; 2016). Por lo anterior, el *SRISK* constituye una medida robusta en su construcción y con aplicaciones útiles para la estabilidad financiera.

2.1 El estudio del riesgo sistémico en Colombia

Los primeros trabajos se remontan a 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 hallando 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.

León y Machado (2011) construyeron, con la ayuda de la teoría de redes, un índice de importancia sistémica para los establecimientos de crédito que combina variables financieras con una modelación algorítmica del proceso de toma de decisiones de la autoridad monetaria. Posteriormente, León y Murcia (2011) testean la significancia de las series empleadas en el modelo y mejoran, a partir del análisis de componentes principales, el índice de importancia sistémica.

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; León (2012) emplea la información de los

spreads de las operaciones realizadas en el mercado monetario para calcular las probabilidades de *default* individuales; y Cabrera, Mendoza, Melo y Téllez (2012) calculan el valor en riesgo condicional para el portafolio de deuda pública de las entidades financieras.

En la misma línea, el Banco de la República (2013) y Cabrera, Pacheco y Yaruro (2015) identificaron establecimientos de crédito con importancia sistémica local, y conglomerados sistémicamente importantes en Colombia, respectivamente, siguiendo la metodología del CSBB. En 2019, la Superintendencia implementó una metodología que combina la del CSBB con un análisis de *clúster* para determinar las entidades locales de importancia sistémica⁷. Por otro lado, Cabrera, Mariño, Segovia y Yanquen (2019) modelaron estructuralmente el balance de cinco principales entidades financieras locales para calcular probabilidades de incumplimiento que se pueden utilizar para conocer la ocurrencia de eventos sistémicos.

Frente a la ausencia de estudios que conectaran el riesgo sistémico con el resto de la economía, Cabrera, Melo y Parra (2014) analizaron la relación entre este riesgo y el sector real, encontrando que choques provenientes del sector financiero impactan con mayor velocidad al sector real; Cabrera, Hurtado, Morales y Rojas (2015) implementaron el primer indicador de riesgo sistémico que agrega y resume un conjunto de variables macrofinancieras; y Gamba *et al.* (2017) desarrollaron las pruebas de estrés (*stress test*) que el Banco de la República realiza periódicamente para evaluar la resiliencia del sistema financiero e ilustrar posibles canales de transmisión que tendrían choques sobre la economía.

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. En Colombia, existen dos trabajos seminales que utilizan modelos estáticos de menor desempeño. Malagón, Ruiz, Sánchez y Tamayo (2018) encuentran que el riesgo sistémico se ubicó en su máximo histórico al final de 2017 (COP \$21 bn); mientras que Quicazán y Lemus (2018) consideraron siete entidades financieras y hallaron COP \$7 bn de exposición a la misma fecha.

De esta manera, este trabajo utiliza un modelo dinámico adaptado al caso local y estudia relaciones entre agregados macroeconómicos y el riesgo sistémico. Para la aplicación de esta medida en Colombia no se cuenta con la información de mercado de un gran número de entidades bancarias y para su estimación no se encuentran alternativas parsimoniosas. En consecuencia, este trabajo se realiza sobre Bancolombia, Banco de Bogotá y Davivienda, a su vez los tres bancos más grandes por nivel de activos en Colombia, y los resultados se reportan en forma anónima.

⁷ Entre 2019 y 2022 las entidades consideradas sistémicamente importantes son Bancolombia, Banco de Bogotá, Davivienda y BBVA.

3. 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. El periodo de recolección de información se ubica entre enero de 2002 y mayo de 2021.

La información a la que este trabajo se refiere como series de mercado hace referencia a la capitalización de mercado y cotizaciones de los tres principales bancos listados en la Bolsa de Valores de Colombia (Bancolombia, Banco de Bogotá y Davivienda) y al índice accionario local (Colcap). Estas series se obtuvieron de la BVC y tienen una frecuencia diaria⁸. Las acciones pueden ser ordinarias o preferenciales y en adelante se trabajan en sus retornos logarítmicos. La Tabla 1 expone sus principales estadísticas, ordenadas según la cantidad de días en que su cotización cambió.

Tabla 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	3/01/2002	31/05/2021	4736	4702	0,00	0,01	30,10	-0,59	-0,02	0,02
Bancolombia	3/01/2002	31/05/2021	4736	4406	0,00	0,02	18,57	-0,05	-0,03	0,03
Bogotá	3/01/2002	31/05/2021	4736	4028	0,00	0,01	15,52	-0,30	-0,02	0,02
Davivienda	6/10/2010	31/05/2021	2600	2440	0,00	0,02	13,75	-0,42	-0,02	0,02

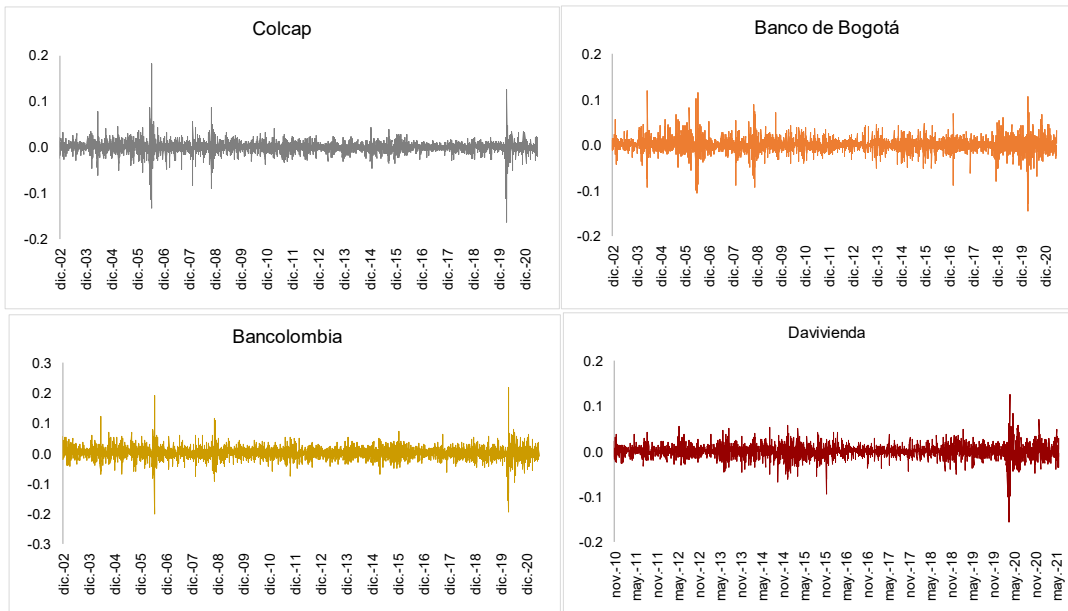
	Autocorrelación			Autocorrelación series al cuadrado			Correlación contemporánea			
	Rezago 1	Rezago 5	Rezago 10	Rezago 1	Rezago 5	Rezago 10	COLCAP	Bancolombia	Bogotá	Davivienda
COLCAP	-0,02	-0,01	0,01	0,31	0,27	0,10	1	0,76	0,54	0,58
Bancolombia	0,03	0,02	0,02	0,25	0,20	0,08	0,76	1	0,40	0,37
Bogotá	0,15	-0,01	0,02	0,26	0,32	0,11	0,54	0,40	1	0,28
Davivienda	0,04	-0,07	0,02	0,24	0,37	0,06	0,58	0,37	0,28	1

Fuente: Bolsa de Valores de Colombia. Elaboración propia.

La media de los retornos se encuentra alrededor de cero y la cotización más volátil es aquella de Bancolombia. Las tres acciones se consideran en el mercado local como líquidas y evidencian un comportamiento común: exceso de curtosis, 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. Además, las series consideradas presentan autocorrelación cuando se encuentran elevadas al cuadrado y evolucionan de manera conjunta entre ellas. Los retornos exponen que el periodo de mayor volatilidad se registró en 2020 con la crisis del Covid-19, superando el periodo de volatilidad de la crisis financiera de 2008 (Gráfico 1):

⁸ 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)

Gráfico 1. Colcap y acciones financieras



Fuente: Bolsa de Valores de Colombia. Elaboración propia.

El segundo grupo de datos está compuesto por variables contables y macroeconómicas y se caracteriza por tener una periodicidad mensual desde enero de 2005 hasta mayo de 2021. 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)⁹, 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 mayo de 2021 que reporta el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (Dane).

4. Metodología

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.

⁹ 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.

De la ecuación (1) se deduce que cuando CS_{it} es positivo, el banco se encuentra en un estado de subcapitalización.

En lo que respecta al parámetro de capital prudencial k , 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 estudia este trabajo proviene del impacto de choques de mercado sobre el balance individual valorado a precios de mercado. Por lo anterior, se consideran dos alternativas de especificación. En la primera, se supone $k = 11,5\%$ como resultado de sumar la solvencia que deben cumplir por regulación los bancos de importancia sistémica a partir de 2021. En la segunda, se calculó la proporción histórica entre la solvencia observada por el sistema bancario y el mínimo regulatorio, y se utilizó esta proporción para deducir un mínimo regulatorio de $k = 15,0\%$.

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 directamente 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 índice accionario 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, $E_t(D_{i,t+h} | R_{m,t+1,t+h} < C) = D_{i,t}$, y la expresión de SRISK se reduce a:

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

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), sus parámetros deben reflejar un choque suficientemente fuerte y prolongado acorde con la realidad del mercado accionario local. En consecuencia, 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, que corresponde al percentil 1 de sus retornos históricos.

Para el cálculo del LRMES, en este trabajo se adopta un modelo Garch multivariado asimétrico con correlaciones condicionales dinámicas, o GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1) (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. En este trabajo además se modela la media condicional con procesos ARMA cuyos ordenes se determinan por las funciones de autocorrelación simple y parcial. Un desarrollo más detallado del proceso de estimación se encuentra en Orskaug (2009).

Las pruebas de normalidad, efectos Arch y correlación dinámica de Engle y Sheppard sobre las series arrojaron que estas no distribuyen normal debido a las colas pesadas en su distribución y la alta concentración de observaciones alrededor de su media, y sugieren que se debe modelar la media y varianzas condicionales, además de una correlación dinámica¹⁰, en concordancia con la especificación econométrica anterior.

Una vez estimado el modelo se realiza un proceso de simulación para obtener los valores de $LRMES$ 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 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 histórica disponible hasta el último día de cada mes. Finalmente, el $LRMES_{i,t}$ 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 1. 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

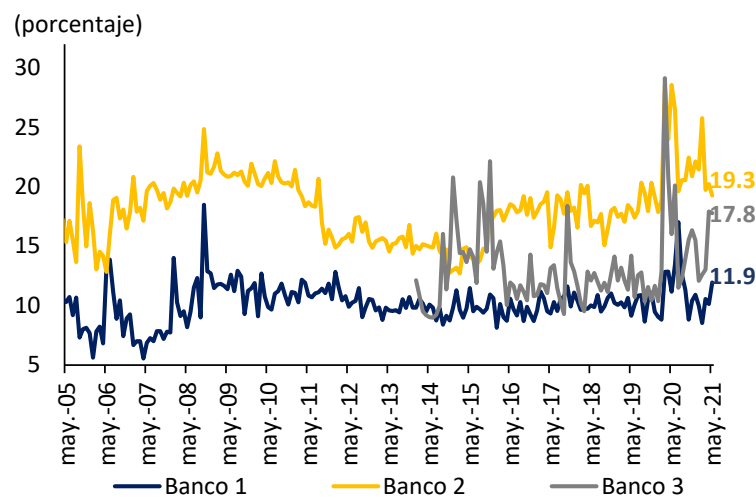
¹⁰ La prueba de efectos Arch es una prueba de ruido blanco sobre la varianzas de los retornos, mientras que la prueba de correlación dinámica verifica si la correlación observada entre los retornos permanece constante a lo largo de la muestra.

una crisis generalizada es improbable que los excesos de capital se puedan transferir en préstamos o adquisiciones. De esta manera, es posible realizar un análisis de corte transversal y temporal, y se puede desagregar el riesgo sistémico en entidades y componentes.

5. Resultados

El ejercicio de simulación con el cual se obtienen las caídas patrimoniales estimadas bajo un evento sistémico (*LRMES*) hasta el 31 de mayo de 2021 se basa en los modelos de media y varianza condicional conjunta GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1), cuya salida econométrica se encuentra en el Anexo 2. El Gráfico 2 muestra la evolución del *LRMES* de cada una de las tres entidades de estudio. Los resultados muestran que las caídas patrimoniales siguen una tendencia conjunta, con periodos de alta sensibilidad durante la crisis financiera de 2008 y los años que siguieron a la caída en los precios internacionales del petróleo. Por ejemplo, el banco 2 y el banco 1 alcanzaron caídas esperadas de 24.9% y 18.5% en octubre de 2008 y el banco 3 llegó a 22.1% en noviembre de 2015. Además, se observa que la estructura de capital del banco 2 ha sido históricamente más sensible a choques sistémicos de mercado.

Gráfico 2. *LRMES*



Fuente: Elaboración propia.

Sin embargo, la crisis económica causada por la pandemia del Covid-19 fue un auténtico evento sistémico para el mercado accionario local. En efecto, el retorno aritmético a tres meses del Colcap cayó en más del 22,5% durante la segunda semana de marzo de 2020. Durante este periodo, el *LRMES* del banco 1 experimentó un aumento significativo, pero fueron los bancos 2 y 3 quienes llegaron a valores históricamente altos, incluso superiores al umbral de evento sistémico, registrando una sensibilidad a choques en el mercado accionario que no se había observado en estas dos entidades.

El resultado anterior se sustenta en un algoritmo de simulación que debe estar correctamente construido¹¹ (ver pruebas de autocorrelación en Anexo 3) y cuyo estimador debe presentar un buen ajuste de pronóstico. Como ejercicio intermedio se evaluó el ajuste de pronóstico de los retornos a un día (MES) de cada una de las entidades bancarias en aquellos días en que el retorno del Colcap fue menor a -2% ¹². Teniendo como punto de comparación común las pérdidas realizadas durante esos días, se presentan los resultados del modelo estimado en este documento, del modelo estático del para Colombia (Brownlees & Engle, 2016) y del promedio histórico de las pérdidas realizadas por las entidades, con una ventana móvil de cuatro años (Tabla 2). Los modelos de interés en este trabajo registran una capacidad de pronóstico aceptable.

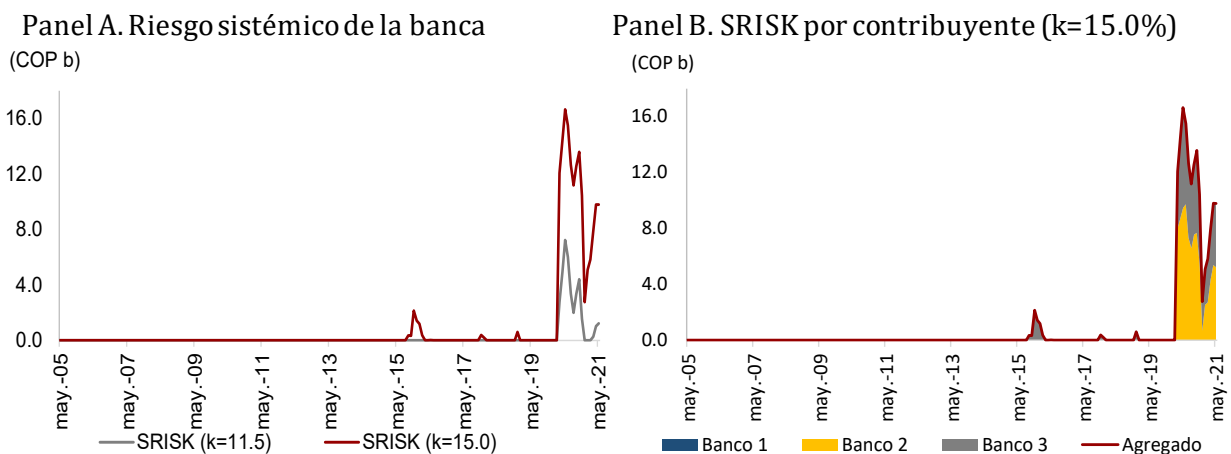
Tabla 2: Error cuadrático medio relativo de pronóstico

	GJR-GARCH-DCC con simulación	Estático - Brownlees y Engle	Promedio móvil cuatro años
$RMSE$	3,31	7,76	11,98

Fuente: Elaboración propia.

A continuación se calculó el riesgo sistémico empleando la ecuación 2 y teniendo en cuenta que la deuda corresponde a su valor contable, el patrimonio de mercado es un dato observado, la caída esperada en los retornos accionarios ya se estimó y el porcentaje de capital regulatorio corresponde a 11.5% y 15.0%, relaciones de solvencia deducidas como se expuso en la sección anterior. En el Gráfico 3 se agrega el riesgo sistémico considerando solamente los déficits de capital:

Gráfico 3.



Fuente: Elaboración propia.

¹¹ En los trabajos empíricos previos no se modeló la media condicional, pues basándose en las propiedades del estimador de quasi-máxima verosimilitud se asumió que los errores estándar no se correlacionan. En este trabajo se modelaron las medias condicionales con procesos ARMA para garantizar la ausencia de estructura alguna de correlación (Anexo 3).

¹² 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. 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.

Como se observa, entre más exigente sea el requerimiento de capital más alta será la exposición al riesgo sistémico de la banca (Panel A). Durante el periodo 2015-2016 se registra la primera exposición a riesgo sistémico, luego del desplome de los precios del petróleo, alcanzando un valor de COP 2,4 billones (b) en noviembre de 2015. En este lapso el banco 3 fue su principal contribuyente, y en menor medida el banco 2 (Panel B). Desde entonces y hasta el cierre de 2019 el riesgo sistémico mostró exposiciones esporádicas sin superar COP 1 b.

Sobresale 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 Unidos¹³. De esta manera, los niveles de capital de mercado y el apalancamiento que tienen las entidades al momento de enfrentar una crisis pueden blindarla de registrar exposiciones de riesgo sistémico.

Se observa que los resultados son sensibles al valor del parámetro de capital requerido, pero el sentido y dirección de las exposiciones de riesgo permanecen. Dicho esto, en marzo de 2020 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. Durante este mes el riesgo sistémico se elevó a COP 12,1 b y luego alcanzó un máximo histórico de COP 16,7 b en mayo de 2020, con los bancos 2 y 3 como principales contribuyentes, capturando así el sentido y la magnitud del choque experimentado sobre la banca local.

Estas exposiciones observadas en los últimos cinco años no significan que las entidades incumplieron sus requerimientos de capital regulatorio; lo habrían hecho si contaran únicamente con su patrimonio de mercado para atender los requerimientos de capital, la solvencia exigida estuviera definida como se estudia en este documento y además se presentara un choque sistémico. De igual forma, estas exposiciones no deben interpretarse necesariamente como el pronóstico u ocurrencia de una crisis sistémica financiera, pues si bien 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.

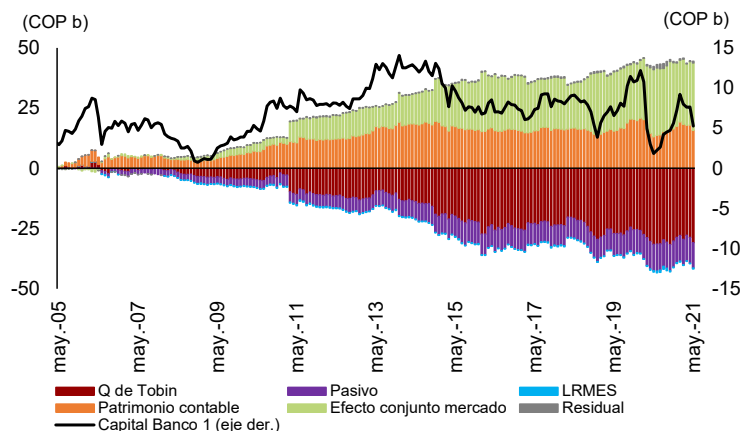
La medida de *SRISK* debe acompañarse de análisis e indicadores adicionales si se pretende mantener como un indicador de alerta temprana de estos sucesos. Así, el *SRISK* se entiende como un componente esencial en el análisis del riesgo sistémico que refleja en primera instancia la propensión de una entidad a sufrir pérdidas severas durante una crisis financiera, la sensibilidad del sistema bancario a choques sistémicos de mercado, y para el caso colombiano provee evidencia empírica del impacto que tuvo la llegada del Coronavirus sobre el sistema bancario en términos de riesgo sistémico, del cual aún no se recupera.

¹³ 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 de hasta 17,6.

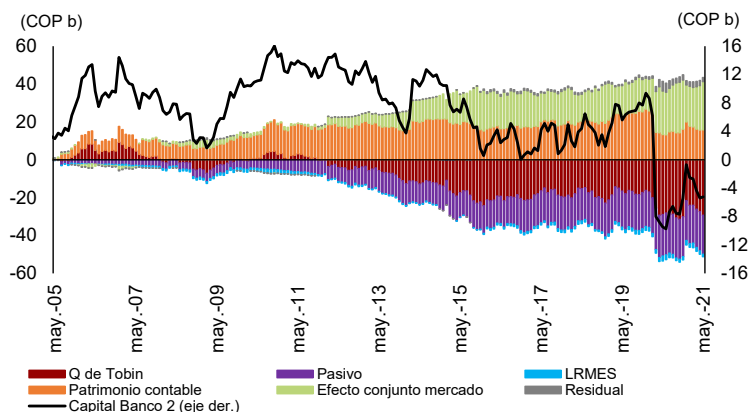
Con respecto a los trabajos previos para Colombia (Malagón, Ruiz y Sánchez, 2018; Quicazán y Lemus, 2018), los autores emplean supuestos que reducen los requerimientos de información para calcular el riesgo sistémico con más bancos, pero añaden sesgos no identificables en sentido y magnitud. El planteamiento dinámico de este trabajo, a pesar de que limita las entidades de estudio a aquellas que tienen una bursatilidad alta en la bolsa de valores, adapta los escenarios de estrés a la realidad local al trabajar con la distribución empírica de los datos. Además, permite correlaciones dinámicas y movimientos conjuntos en las colas de las distribuciones de los retornos, generando estimaciones más precisas.

Una medida como los excesos netos de capital brinda un análisis adicional. 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 sistema. Sin embargo, la evidencia empírica de Canadá muestra que este supuesto se puede relajar. El Gráfico 4 presenta los excesos netos de capital bajo estrés (en adelante capital neto) y sus contribuciones históricas por entidad:

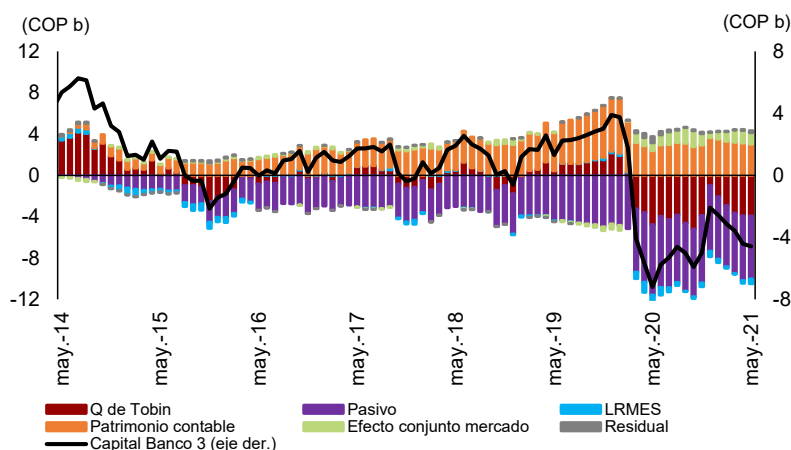
Gráfico 4. Descomposición del exceso de capital agregado
Panel A. Banco 1



Panel B. Banco 2



Panel C. Banco 3



Fuente: Elaboración propia.

La contribución 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 muestra¹⁴. Para las tres entidades se encuentra que los efectos cruzados de mercado y el patrimonio contable han favorecido la acumulación de capital, mientras que los pasivos bancarios y la razón de patrimonios (*Q de Tobin*) han sido contribuyentes a un déficit de capital. Por su parte, el *LRMES* ha jugado un papel menos protagónico en este sentido.

Durante la crisis *subprime* la reducción del capital del banco 2 y el banco 3 se debió a una contención del patrimonio contable y a un efecto negativo de la razón de patrimonios. En este intervalo crecieron también los requerimientos causados por el *LRMES*. Para el periodo caracterizado por la caída en los precios del petróleo, la reducción del capital tuvo una explicación similar, pero la reducción en las capitalizaciones de mercado que contrajo el valor de mercado del patrimonio con respecto al contable fue más fuerte.

En línea con los resultados previos, la crisis del Covid-19 tuvo un impacto sin precedentes sobre el capital de las entidades bancarias: por primera vez durante el periodo de estudio se registró un faltante agregado de capital bancario, esto es, si bancos con excesos de capital se hubieran propuesto ayudar a las otras entidades para alcanzar su requerimiento, y este se midiera en términos del componente patrimonial a precios de mercado, no habría suficiente capital. De esta manera, en mayo de 2020 se registró un faltante de capital agregado de COP 14,8 b. La acumulación de capital tuvo una tendencia positiva en el último trimestre de 2020 y primer trimestre de 2021 que luego se devolvió.

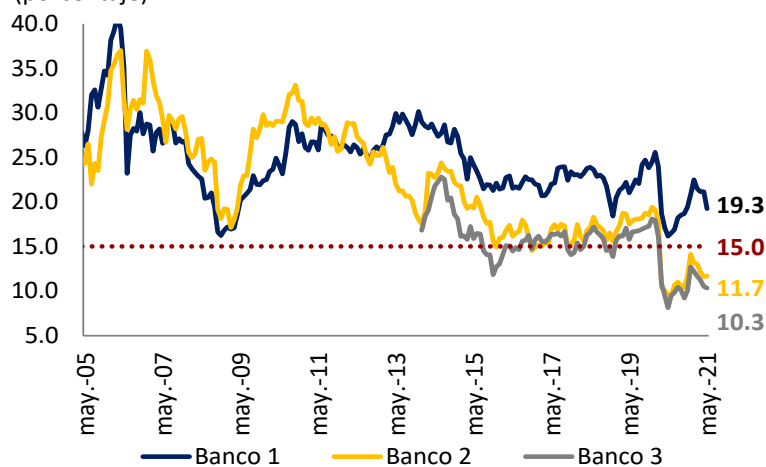
Para los bancos 1 y 2 la crisis de 2020 no afectó en el agregado al componente positivo del capital, como sí sucedió con el banco 3. Para los dos primeros bancos, hubo una sustitución del patrimonio contable hacia los efectos de mercado, que mantuvieron en conjunto su contribución inalterada, mientras que en el tercero el aporte positivo de la razón de patrimonios se convirtió en un factor de

¹⁴ Las series se reportan en su promedio móvil de tres meses para suavizar su comportamiento. Así, el periodo empieza en marzo de 2005.

desacumulación. Dicho esto, el déficit de capital provino principalmente de la contracción de la razón de patrimonios, efecto que fue más pronunciado para los bancos 2 y 3. En adición, los pasivos mantuvieron su aporte negativo a lo largo de la crisis de 2020. Desde el momento previo a la crisis hasta el punto observado de menor capital neto, el banco 2 tuvo una desacumulación de COP 18,3 b, el banco 1 de COP 10,0 b y el banco 3 de COP 10,9 b.

Un ejercicio adicional para estudiar la sensibilidad (resiliencia) de una entidad a choques sistémicos de mercado es calcular el porcentaje mínimo capital que tendría que exigírsele para que individualmente incumpla los requerimientos (Gráfico 5). Este ejercicio es una manera sencilla de ver la holgura de una entidad en términos de solvencia, entendida bajo las definiciones de este trabajo. Se encuentra que la reducción del capital neto en 2020 impactó a las tres entidades y causó un fuerte debilitamiento en sus relaciones de solvencia. Por entidad, el banco 1 posee una estructura de capital más amplia y menos sensible a esta clase de eventos sistémicos, mientras que el banco 2 y el banco 3 se ubicaron en 2020 por debajo del requerimiento mínimo, explicando así el aumento histórico del *SRISK* hasta COP 16,7 b.

Gráfico 5. Relaciones de solvencia necesarias para una descapitalización (porcentaje)



Fuente: Elaboración propia.

La evolución del riesgo sistémico durante la caída de los precios del petróleo en 2015 y la pandemia del Sars-Cov2 a partir de 2020 muestra una utilidad del *SRISK* para describir el estado del mercado financiero y de la actividad económica. Además, considerando el tipo de variables que entran en su construcción y la periodicidad mensual del indicador, puede plantearse que el *SRISK* perciba señales de manera anticipada y exhiba capacidad predictiva sobre la evolución de indicadores macrofinancieros fundamentales.

Con el objetivo de formalizar y contrastar estas ideas, se realiza en primer lugar un análisis básico de correlaciones entre el Capital neto bancario¹⁵ y el *Cboe Volatility Index (VIX)*, los *Credit Default Swaps*

¹⁵ 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.

de Colombia (CDS), la tasa a 10 años de la curva de los bonos nominales de Colombia (TES), el Colcap, la tasa nacional de desempleo, el Índice de seguimiento a la economía (ISE) y la cartera bruta del sistema bancario (Tabla 3)¹⁶.

Tabla 3. Correlación entre el capital neto y variables macrofinancieras

	Correlación p-value	
VIX	-0.146	0,04**
CDS Colombia	-0.221	0,00***
Tasa 10 años TES Pesos	-0.228	0,00***
Colcap	0.350	0,00***
Desempleo	-0.178	0,01**
ISE	0.192	0,01**
Cartera bruta	-0.091	0.21

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados muestran una correlación estadísticamente significativa entre el Capital neto y el VIX, los CDS de Colombia, la tasa TES pesos a 10 años, el Colcap, la tasa de desempleo y el Índice de Seguimiento a la Economía. Una mejora en el capital neto de las entidades bancarias se relaciona con disminuciones en el VIX, los CDS y la tasa a 10 años de la curva TES, tres indicadores que se asocian con la incertidumbre, la aversión al riesgo y la fragilidad de la economía local con respecto a la internacional. Por otro lado, existe una relación positiva con el Colcap, y por ende con el desempeño del mercado accionario. Finalmente, se encuentra que mejoras en la acumulación de capital suceden al tiempo que un repunte económico, pues se relaciona con caídas en la tasa de desempleo y con aumentos del indicador líder de la actividad económica (ISE).

Teniendo en cuenta estos resultados, se estima un modelo de vectores autorregresivos (VAR) entre el capital neto, el Indicador de Seguimiento a la Economía (ISE), la tasa de desempleo y el primer componente principal de las series financieras que evidenciaron una correlación significativa. Un modelo VAR plantea que la evolución temporal de cada variable está en función de su pasado reciente, así como de los valores pasados de las otras series consideradas (Enders, 2015), y en este documento se utiliza para contrastar la presencia de causalidad en *sentido de Granger* y para evaluar funciones de impulso-respuesta (IRF)¹⁷ entre las variables.

Las pruebas sobre los errores del modelo se exponen en el Anexo 4. Los residuales no presentan autocorrelación simple, multivariada o efectos Garch, validando una especificación con tres rezagos, o VAR(3). A continuación, se considera que una variable causa en *sentido de Granger* a otra si el pasado de la primera es estadísticamente significativo para describir el presente de la segunda (Enders,

¹⁶ Las series financieras diarias se trabajan en la primera diferencia del promedio mensual. El capital neto bancario, la tasa de desempleo, el Índice de seguimiento a la economía y la cartera bruta se trabajan en la primera diferencia del logaritmo.

¹⁷ Se utiliza la descomposición de Cholesky de la matriz de covarianzas de los errores del modelo para los IRF. Con este método, el ordenamiento de las variables en el sistema indica cuáles pueden ser afectadas por otras. El orden considerado es: ISE, Desempleo, Capital y Componente financieros; implicando que esta última puede responder contemporáneamente a cambios en las otras variables.

2015). La Tabla 4 muestra los resultados, los cuales se interpretan como el contraste de la hipótesis nula de que la variable de la fila i causa en el *sentido de Granger* a la variable de la columna j .

Tabla 4. Pruebas de causalidad de Granger (p-valores)

	Desempleo	ISE	Capital neto	Componente financiero
Desempleo	0,00***	0.72	0.84	0.56
ISE	0,00***	0.10	0.63	0.30
Capital neto	0,08*	0,00***	0,02**	0,00***
Componente financiero	0.25	0.31	0,04**	0.10

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

Fuente: Elaboración propia.

El pasado de la tasa de desempleo y del capital neto tiene capacidad explicativa sobre su presente. El ISE causa la tasa de desempleo, mientras que esta última no afecta ninguna otra variable. El capital neto, por su lado, tiene un poder predictivo sobre la tasa de desempleo, ISE y el componente financiero. Por último, el componente financiero causa el capital neto. Se observa entonces que la tasa de desempleo tiene menos relaciones con las variables del sistema considerado, que el capital neto causa las otras tres variables, y que hay una relación causal bidireccional en *sentido de Granger* entre el capital neto y el componente financiero.

El último ejercicio consiste en determinar si ante un choque exógeno de una variable las demás reaccionan significativamente en los periodos subsiguientes. En este caso se realiza a un horizonte de doce meses, se calculan las respuestas de manera acumulada y se estiman los intervalos de confianza mediante *bootstrapping* a un nivel de significancia del 5%¹⁸. En línea con los resultados de causalidad, se encuentra que el desempleo no afecta otras variables y que incremento en el ISE tiene un efecto significativo sobre sí mismo y sobre el desempleo (Anexo 5). En cuanto al capital neto, se registra un efecto significativo sobre el ISE pero también sobre el desempleo. En contraste, el impacto que tiene sobre el componente financiero es transitorio y desaparece al tercer mes. Finalmente, el componente financiero tiene influencia sobre el desempleo y el ISE, pero no sobre el capital neto bancario.

De ambos ejercicios se deduce que una mejoría en la solvencia estresada de la banca impacta positivamente el Índice de Seguimiento a la Economía, disminuye el desempleo y explica en el muy corto plazo indicadores líderes de los mercados financieros. De esta manera, mayor exceso en el capital tiene un efecto expansivo sobre la economía. La descomposición del exceso de capital en contribuciones agregadas que se hizo en este documento es un primer planteamiento sobre hipótesis de canales de transmisión. Para finalizar, este resultado es evidencia del valor y sentido predictivo que tiene el superávit de capital bancario bajo crisis sistémica sobre la evolución de la actividad macrofinanciera local.

¹⁸ Para este procedimiento se realizaron 5.000 simulaciones.

6. Consideraciones finales

Este trabajo cuantificó la exposición histórica en términos de riesgo sistémico de los principales tres bancos colombianos, refinando el modelo utilizado en ejercicios seminales, y ampliando el periodo de estudio, con el objetivo de aportar evidencia empírica del impacto de la crisis sanitaria reciente sobre el sector financiero y comprender mejor la dinámica del *SRISK* con relación a variables líderes de la actividad macrofinanciera. Los hallazgos indican que el riesgo sistémico captura los periodos de estrés financiero y evidencia capacidad predictiva de corto plazo sobre el ISE, el desempleo y un conjunto de variables financieras, abriendo la puerta a la exploración de canales de transmisión, a su implementación como un indicador líder y a su uso por parte de las autoridades encargadas del monitoreo del sistema financiero.

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 el indicador en términos de seguimiento y monitoreo de la estabilidad financiera.

Al respecto, Colombia se caracteriza por tener un mercado de capitales con profundidad y liquidez en desarrollo y con pocas entidades financieras listando su capital en la bolsa. 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 un paso en dicha línea y 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 castiga las entidades, al evidenciar exposiciones y pensiones 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 recoger 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 plantearse su aplicación al sector corporativo en empresas presentes en la bolsa y con una capitalización de mercado significativa. Es así como podría extenderse el alcance de este estudio o explotar su metodología para responder otras preguntas de las autoridades de la estabilidad financiera.

7. Referencias bibliográficas

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>

Banco de la República (2017). *Reporte de Estabilidad Financiera – segundo semestre de 2017*.

Banco de la República (2013). *Recuadro 5: Entidades de importancia sistémica local (Metodología BIS)*. En: *Reporte de Estabilidad Financiera*.

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.

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 Macroprudenciales de capital y riesgo sistémico: Una aplicación para Colombia*. Temas de Estabilidad Financiera No. 74. Banco de la República.

Cabrera, W., Melo, L., Mendoza, J. & Téllez, S. (2012). *Valor en Riesgo Condicional para el portafolio de deuda pública de las entidades financieras*. Temas de Estabilidad Financiera No 72. Diciembre de 2012.

Cabrera, W., Hurtado, J., Morales, M. & Rojas, J. (2014). *Indicador de riesgo sistémico para la economía colombiana*. En: *Reporte de Estabilidad Financiera*. 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.

Cabrera, W., Pacheco, D. & Yaruro, A. (2015). *Identificación de conglomerados sistémicamente importantes en Colombia*. En: *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República.

Cabrera, W., Mariño, J., Segovia, S. & Yanquen, E. (2019). *Probabilidad de incumplimiento de entidades financieras colombianas: una aproximación estructural*. Borradores de Economía No. 1097. 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.

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.

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.

Drehmann, M. & Tarashev, N. (2011). *Measuring the Systemic Importance of Interconnected Banks*. BIS Working Paper No 34.

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.

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.

Grinderslev, O. & Kristiansen, K. (2016). *Systemic Risk in Danish Banks: implementing SRISK in a Danish context*. Banco Central de Dinamarca. Working Paper No. 105.

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.

León, C. & Machado, C. (2011). *Designing an expert knowledge-based Systemic Importance Index for financial institutions*. Borradores de Economía No. 669. Banco de la República.

León, C. & Murcia, A. (2011). *Systemic Importance Index for financial institutions: A Principal Component Analysis approach*. Borradores de Economía No. 741. 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.

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.

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>

Tarashev, N., Borio, C. & Tsatsaronis, K. (2010). *Attributing systemic risk to individual institutions. Methodology and policy implications*. BIS Working Paper No. 308.

Weistroffer, C. (2011). *Identifying systemically important financial institutions (SIFIs)*. International topics - Current issues. Deutsche Bank Research.

Anexo 1. Algoritmo de simulación y 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 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 :

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

Anexo 2. Modelos GJR-GARCH(1,1)-DCC(1,1)

	Colcap	Banco 1	Banco 2	Colcap	Banco 3
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					
adcc		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 observación		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.

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 condicional¹⁹. 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 día²⁰.

El tamaño, profundidad y liquidez del mercado accionario local con respecto a economías más desarrolladas, pueden estar explicando la existencia de rezagos en la transmisión de señales en los precios de las acciones, por lo que es factible modelar la media. Como se observa, 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.

¹⁹ El modelo GJR-GARCH-DCC estimado para el banco 3 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*.

²⁰ En la literatura financiera se conoce esta característica de las series como el *Leverage Effect*.

Anexo 3. Pruebas de correlación – series y modelos Garch multivariados

Rezago	Colcap	Banco 1	Banco 2	Colcap	Banco 3	Colcap - Banco 1	Colcap - Banco 2	Colcap - Banco 3
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.

Anexo 4. Prueba de raíz unitaria para las series del modelo VAR(3)

	Estadísticos		
Capital neto	-7,34	18,47	27,52
Desempleo	-14,12	66,50	99,71
ISE	-9,95	33,61	50,24
Componente financiero	-9,90	32,71	49,05
	Valores críticos		
	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.

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

Rezago	Multivariado	ISE	Desempleo	Capital	Componente financiero	Multivariada de efectos ARCH
Errores (p-valores)						
5	1,00	1,00	0,88	0,06	1,00	0,07
10	1,00	0,84	0,86	0,35	0,72	0,18
15	0,30	0,96	0,91	0,43	0,81	0,33
20	0,90	0,99	0,85	0,70	0,91	0,28
25	0,96	1,00	0,85	0,83	0,83	0,22
30	1,00	1,00	0,90	0,77	0,80	0,31

Fuente: Elaboración propia.

Anexo 5. Funciones de Impulso-Respuesta acumuladas VAR(3)

