



# Deconstrucción del riesgo sistémico: un método de prueba de resistencia inversa

Javier Ojea-Ferreiro

Documento de Trabajo  
N.º 74





---

# Deconstrucción del riesgo sistémico: un método de prueba de resistencia inversa<sup>1</sup>

Javier Ojea-Ferreiro<sup>2</sup>

## Resumen

El sector financiero se ve acechado por diferentes eventos sistémicos. Identificar pronto estos eventos es un paso clave para controlar y seguir la pista de posibles crisis financieras. El riesgo sistémico suscita tres preguntas principales relacionadas con su cuantificación, su probabilidad de ocurrencia y el papel de los principales contribuyentes. Este artículo propone una metodología que se basa en un ejercicio de prueba de resistencia inversa para arrojar luz sobre estas cuestiones. De él se obtienen series temporales e información transversal sobre el riesgo sistémico. Además, exploramos cómo estos resultados de la evaluación sistémica podrían cambiar según los parámetros clave en un marco gaussiano y, finalmente, llevamos a cabo un pequeño ejercicio empírico.

## Documento de Trabajo

N.º 74

23 de diciembre de 2020

- 
- 1 Cualquier comentario o sugerencia es más que bienvenido. Las opiniones expresadas pertenecen al propio autor y no reflejan necesariamente las de la CNMV. Asumo personalmente todos los errores. Agradezco a Eudald Canadell el apoyo en la elaboración de este trabajo. Además, quisiera expresar mi agradecimiento a José Alberto Toribio y Miryam Santos, pues me han brindado una ayuda inestimable a la hora de construir la base de datos. Una versión preliminar de este artículo se presentó en la Mathematical and Statistical Methods for Actuarial Sciences and Finance Conference 2020 (eMAF 2020). Quiero agradecer los útiles comentarios que me hicieron los participantes de esta conferencia.
  - 2 Instituto Complutense de Análisis Económico (ICAE) y Centro Común de Investigación de la Comisión Europea (CCI). Via E. Fermi, 2749, 21027 Ispra, Italia. Correos electrónicos: [jojea@ucm.es](mailto:jojea@ucm.es)/[Javier.Ojea-Ferreiro@ec.europa.eu](mailto:Javier.Ojea-Ferreiro@ec.europa.eu). Asumo personalmente todos los errores. Las opiniones expresadas pertenecen al autor y no reflejan necesariamente las del CCI.

La Comisión Nacional del Mercado de Valores publica este Documento de Trabajo con el objetivo de facilitar la difusión de estudios que contribuyan al mejor conocimiento de los mercados de valores y su regulación.

Las opiniones expresadas en este Documento de Trabajo reflejan exclusivamente el criterio de los autores y no deben ser atribuidas a la Comisión Nacional del Mercado de Valores.

Esta publicación, como la mayoría de las elaboradas por la Comisión Nacional del Mercado de Valores, está disponible en el sitio web [www.cnmv.es](http://www.cnmv.es).

© CNMV. Se autoriza la reproducción de los contenidos de esta publicación siempre que se mencione su procedencia.

ISSN (edición electrónica): 1988-2025

Edición y maquetación: Cálamo y Cran

# Índice

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>7</b>
<b>2</b>	<b>Revisión de literatura</b>	<b>9</b>
<b>3</b>	<b>Herramientas y medidas para el riesgo sistémico utilizando el método de mercado</b>	<b>11</b>
3.1	Pérdida Esperada Marginal	11
3.2	Pérdida Esperada del Componente	12
3.3	$\Delta CoES$	12
3.4	Nuevo marco para evaluar el riesgo sistémico proveniente de la relación entre las medidas de riesgo sistémico	13
<b>4</b>	<b>Un modelo financiero hipotético</b>	<b>17</b>
<b>5</b>	<b>Una aplicación empírica a los datos de los fondos españoles</b>	<b>23</b>
5.1	Datos	23
5.2	Metodología	27
5.3	Resultados	28
<b>6</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>33</b>
	<b>Referencias</b>	<b>35</b>
	<b>Apéndices</b>	<b>39</b>



# 1 Introducción

La gran crisis financiera de 2008, la crisis de la deuda soberana europea y la crisis de la COVID-19 han planteado nuevos desafíos para la política del Banco Central Europeo (BCE) en materia de supervisión macroprudencial. La supervisión macroprudencial quiere evitar que el sector financiero provoque un colapso del sistema económico (BCE, 2010a). Según el BCE (2010b), el riesgo sistémico puede definirse como el riesgo de experimentar eventos sistémicos, consistentes en colapsos financieros que probablemente generen efectos adversos sobre el bienestar de la economía. Existen muchas características del sistema financiero que hacen que los sectores financieros sean susceptibles a estas fuentes de riesgo sistémico: por ejemplo, externalidades a través de canales de transmisión, información asimétrica debido a problemas de agencia y poderosos mecanismos de retroalimentación y amplificación, como las ventas forzadas y el comportamiento gregario.

En este artículo se propone una metodología para crear un indicador de riesgo sistémico que analice los eventos extraordinarios para calcular su impacto cuantitativo, su probabilidad de ocurrencia y un conjunto de instituciones que podrían explicar las pérdidas generales cuando se materializa el evento de tensión. Este método tiene en cuenta las características individuales de cada entidad y su relevancia sistémica para evaluar el impacto cuantitativo de un evento sistémico. La dependencia de las colas entre las sociedades financieras del sistema proporciona la probabilidad de ocurrencia. La diferencia entre la contribución marginal de las sociedades financieras a las pérdidas agregadas en el sistema y su comportamiento de las colas que podría conducir a esas pérdidas agregadas en un escenario adverso indica el riesgo relativo de cada sociedad respecto del conjunto del sistema financiero. Las propiedades del modelo propuesto se estudian utilizando un modelo gaussiano. Aunque el supuesto de normalidad no se cumple en el mundo real, estos resultados se pueden interpretar en términos de normalidad condicional, en la que un cambio estructural en los parámetros del modelo gaussiano podría explicar la curtosis presentada en los rendimientos financieros (Leon Li y Lin, 2004). El modelo gaussiano muestra que el signo de esta diferencia entre la contribución marginal y su comportamiento de las colas está relacionado con la volatilidad relativa de los rendimientos de la sociedad. Asimismo, el modelo gaussiano muestra que, cuanto mayor es la correlación entre entidades, más se acerca a cero esta diferencia, lo que lo convierte en un riesgo sistémico reflejado en un aumento de las pérdidas globales y de su probabilidad. Al ponderar esta diferencia por su importancia sistémica, obtenemos un criterio de clasificación en el que las entidades en la cima son las que presentan un mayor riesgo relativo y características que las hacen potencialmente sistémicas. La relevancia sistémica podría haberse calculado de diferentes maneras en función del sector dentro del sistema financiero, ya que cada uno está expuesto a diferentes eventos sistémicos: por ejemplo, capitalización del mercado y ratio de apalancamiento en el caso de los bancos o coeficientes de liquidez y activos administrados en el de los fondos

de inversión. Este estudio también lleva a cabo un pequeño ejercicio empírico para comparar diferentes medidas de riesgo sistémico en el contexto de los fondos de inversión en una muestra de 99 fondos de inversión españoles durante el periodo 2009-2020.

Este artículo contribuye a varias ramas de la literatura. En primer lugar, continúa el estudio de comparación entre medidas de riesgo sistémico, siguiendo a Benoit *et al.* (2013), Kleinow *et al.* (2017) y Guntay y Kupiec (2014). En esta literatura existe una brecha con respecto al papel del indicador del mercado financiero empleado para diseñar medidas de riesgo sistémico. Este estudio analiza, tanto con un modelo gaussiano como en el ejercicio empírico, las implicaciones del criterio de construcción del sistema financiero a la hora de evaluar el riesgo sistémico. La desviación estándar y la ponderación de las sociedades para construir el indicador del mercado financiero podrían ser tan importantes como la correlación entre sociedades.

En segundo lugar, la metodología propuesta es innovadora en su proceso de implementación, siguiendo la idea de una prueba de resistencia inversa. Suponiendo que todas las sociedades del sistema financiero están experimentando pérdidas en un escenario global adverso (es decir, que los beneficios de la diversificación se desvanecen), las pérdidas agregadas se obtienen de la suma de las pérdidas ponderadas de las sociedades. Así, se puede cuantificar la probabilidad de ocurrencia de estas pérdidas agregadas, transformando el marco de probabilidad multivariante de dependencia mutua entre sociedades financieras en un espacio de probabilidad único para el mercado financiero. Finalmente, siguiendo la misma idea central de una prueba de resistencia inversa, se obtiene el comportamiento esperado de cada entidad que podría llevar a este nivel de pérdidas agregadas, y se elabora una clasificación comparando el resultado esperado de cada entidad con su comportamiento de las colas y ponderando esta diferencia con respecto a su importancia relativa.

El resto del artículo está estructurado de la manera siguiente: La sección 2 presenta la literatura sobre el riesgo sistémico siguiendo un método de Pérdida Esperada. La sección 3 ofrece los objetivos, fórmulas e interpretaciones de las diferentes medidas de riesgo sistémico. La sección 4 presenta un modelo financiero hipotético para estudiar cómo las clasificaciones, las probabilidades y las pérdidas generales pueden variar dependiendo de los datos de parámetros en un marco gaussiano. En la sección 5 se realiza un ejercicio empírico utilizando datos reales de fondos de inversión españoles. Por último, la sección 6 concluye el artículo.



## 2 Revisión de literatura

Trichet (2009) señala la necesidad de las medidas de riesgo sistémico de alta frecuencia debido a la velocidad en que se propagan las crisis. Se han propuesto varias medidas de alta frecuencia basadas principalmente en datos de mercado. Algunas de dichas medidas son la *MES* (Pérdida Esperada Marginal) de Acharya *et al.* (2012), la Pérdida Esperada del Componente (*CES*) de Banulescu y Dumitrescu (2015), el Delta Valor en Riesgo Condicional ( $\Delta CoVaR$ ) de Adrian y Brunnermeier (2016) y el Riesgo Sistémico (*SRISK*) de Brownlees y Engle (2016). Cada medida intenta presentar una determinada característica del evento sistémico.

Por ejemplo, la *MES* el rendimiento condicional de la sociedad financiera cuando el mercado en su conjunto está atravesando dificultades, mientras que la *CES* es la contribución absoluta de cada sociedad a la crisis del mercado financiero. Si bien desde una perspectiva de series temporales la *MES* y la *CES* son casi idénticas, en la serie transversal existe una diferencia significativa por la inclusión de un factor de tamaño en la *CES*. Benoit *et al.* (2013) y Benoit *et al.* (2017) señalan similitudes entre la clasificación de *MES* y la clasificación basada en el mercado  $\beta$  bajo supuestos gaussianos. Considerando ese hecho, Guntay y Kupiec (2014) concluyen que la *MES* una medida en la que el riesgo sistémico y el sistemático se mezclan, debido a una imagen poco fiable y confusa del riesgo sistémico. Löffler y Raupach (2017) y Kleinow *et al.* (2017) apoyan la misma idea. Por ello estos autores abogan por combinar varias medidas de riesgo sistémico para identificar entidades financieras de importancia sistémica (*SIFI*).

El Delta Valor en Riesgo Condicional ( $\Delta CoVaR$ ) mide la variación en el valor en riesgo del mercado financiero cuando la sociedad pasa de una situación de normalidad a otra de dificultad. La definición original propuesta por Adrian y Brunnermeier (2016) adolecía de varios inconvenientes. Algunos de los más importantes eran que no se podía realizar un *backtesting* sobre el valor en riesgo condicional (*CoVaR*) y el hecho contradictorio de que el *CoVaR* no es una función de crecimiento uniforme de la dependencia entre las sociedades y el sistema financiero (Mainik y Schaanning, 2014; Zhang, 2015; Bernard *et al.*, 2013). Girardi y Ergün (2013) proponen modificar la definición del *CoVaR* para reflejar estas cuestiones. Sin embargo, la mayoría de los artículos que comparan medidas de riesgo sistémico —como los de Benoit *et al.* (2017), Guntay y Kupiec (2014) o Löffler y Raupach (2017)— utilizan la definición original a pesar de sus defectos. Además, el *CoVaR* presenta alguna limitación debido a su naturaleza, es decir, no cumple la propiedad subaditiva (véase Artzner *et al.*, 1999; Acerbi y Tasche, 2002). Este problema se resuelve cuando la dimensión de valor en riesgo cambia a un marco de Pérdida Esperada, es decir, cuando se crean medidas de riesgo sistémico basadas en la Pérdida Esperada Condicional (*CoES*). El Delta Pérdida Esperada Condicional ( $\Delta CoES$ ) todavía no se puede agregar, a diferencia de la *CES* o el *SRISK*.

Finalmente, el *SRISK* intenta evaluar la cantidad de capital que una sociedad en dificultades necesita cuando el mercado también lo está. Para ello, Brownlees y Engle (2016) combinan datos de mercado y contables teniendo en cuenta la exposición común de las sociedades al mercado financiero, el tamaño y el apalancamiento de las entidades. El hecho de que se usen datos contables puede añadir un problema de discrepancia a causa de las diferencias existentes entre los sistemas contables. Además, los datos contables son escasos y presentan una baja frecuencia de disponibilidad. La crisis de las hipotecas de alto riesgo nos ha demostrado que pueden surgir desequilibrios financieros por actividades que no se reflejan en las cuentas, lo que plantea un desafío adicional para el *SRISK*. En Scott *et al.* (2016) se sostiene que el *SRISK* puede ser apropiado para medir el riesgo sistémico en el sector bancario, en el que los datos contables y el índice de apalancamiento del mercado pueden facilitar información sobre diferentes líneas de negocio, si bien no para evaluar el riesgo sistémico en otros segmentos financieros, como puede ser el sector de los seguros. Salleo *et al.* (2016) creen que el *SRISK* guarda una gran correlación con el índice de apalancamiento, y tienen dudas sobre su uso como referencia para las pruebas de resistencia de supervisión.

Constâncio (2017) llama la atención sobre los dos principales riesgos sistémicos derivados del sector financiero no bancario que no han sido captados adecuadamente por las pruebas de resistencia y las herramientas analíticas de riesgo sistémico, que se han construido pensando en el sector bancario.

En primer lugar, cabe señalar el tamaño y el crecimiento cada vez mayor del sector financiero no bancario, que podrían amplificar los riesgos para la estabilidad financiera. El problema «*Too-Big-To-Fail*» (*TBTF*) desempeñó un papel importante durante la crisis financiera de 2008 (Bernanke, 2010), y el tamaño ha aumentado durante las últimas dos décadas (Laeven *et al.*, 2014). Rose y Wieladek (2012) han descubierto que, en el Reino Unido, el tamaño de los bancos ha sido un factor clave para las intervenciones de los bancos públicos. El tamaño es importante, ya que existen indicios de que las grandes entidades suelen involucrarse más en líneas de negocios arriesgadas y financiarse más con deuda a corto plazo, lo que las hace vulnerables a las restricciones de liquidez de producirse una crisis (Shleifer y Vishny, 2009; Boot y Ratnovski, 2012). Los grandes bancos también suelen incurrir en comportamientos moralmente arriesgados, al asumir riesgos excesivos y tener ratios de capital más bajos ante la expectativa de un rescate (Farhi y Tirole, 2012).

En segundo lugar, la naturaleza procíclica de las prácticas de fijación de márgenes y recortes en precio puede llevar a la amplificación de la liquidez y al riesgo de mercado con ventas forzadas en un escenario de tensión. Bernanke (2009) destaca la relevancia del problema «*Too-Connected-To-Fail*» (*TCTF*) para desencadenar inestabilidades financieras. Fondo Monetario Internacional *et al.* (2010) indican que la interconexión es, junto con el factor del tamaño, un determinante esencial para identificar las *SIFI*.

### 3 Herramientas y medidas para el riesgo sistémico utilizando el método de mercado

Las medidas empleadas en la literatura hacen hincapié en la evaluación del riesgo sistémico y la identificación de las *SIFI*. Esta sección proporciona la información específica que cada medida intenta capturar, así como su definición estadística. Se estudia el conjunto de medidas de riesgo sistémico y su relación a fin de brindar un marco integral dimanante de la Pérdida Esperada del sistema financiero.

Definimos el rendimiento del sistema financiero como

$$r_{m,t} = \sum_{i=1}^N r_{i,t} \omega_{i,t-1}, \quad (1)$$

donde  $r_{i,t}$  representa la variable de interés de la sociedad financiera  $i$ , como los rendimientos;  $N$  representa el número de entidades financieras y  $\omega_{i,t-1}$  constituye el indicador de la importancia relativa de la sociedad  $i$  en  $t-1$ , por ejemplo, la capitalización del mercado de valores respecto a la capitalización total del mercado. La pérdida media en un escenario de tensión para el sistema financiero constituye un buen indicador de la materialización de los peligros ocultos durante un periodo de crisis. La Pérdida Esperada del sistema financiero es

$$ES_{m,t-1}(\alpha) = -E_{t-1} [r_{m,t} | r_{m,t} < VaR_m(\alpha)]. \quad (2)$$

#### 3.1 Pérdida Esperada Marginal (MES)

La medida *MES* proporciona información sobre las pérdidas medias de la sociedad financiera  $i$  cuando se produce una crisis financiera. Esta medida ofrece información útil sobre el comportamiento medio de las entidades financieras en un escenario determinado y sus características de rendimiento condicional.

La *MES* mide la contribución marginal de una entidad  $i$  al riesgo sistémico

$$MES_{i,t}(\alpha) = \frac{\partial ES_{m,t}(\alpha)}{\partial \omega_{i,t-1}} = -E_{t-1} [r_{i,t} | r_{m,t} < VaR_{m,t}(\alpha)]. \quad (3)$$

La ecuación (3) se puede reescribir como

$$MES_{i,t}(\alpha) = - \int_{-\infty}^{\infty} r_{i,t} f_{i,t}(r_{i,t} | r_{m,t} < VaR_{m,t}(\alpha)) dr_{i,t}, \quad (4)$$

donde  $f_{i,t}(r_{i,t}|r_{m,t} < VaR_{m,t}(\alpha))$  es la función de densidad de probabilidad para la sociedad  $i$  condicionada a un escenario en el que el mercado financiero está por debajo de su cuantil  $\alpha_{100}$ .

### 3.2 Pérdida Esperada del Componente (CES)

La medida  $CES$  indica la contribución de cada sociedad a las pérdidas medias de un sistema tensionado, es decir

$$CES_{i,t}(\alpha) = \omega_i MES_{i,t}(\alpha). \quad (5)$$

Existe una relación entre la  $CES$  y la  $ES$  del sistema financiero dada la ecuación (3)

$$ES_{m,t}(\alpha) = \sum_{i=1}^N \omega_{i,t-1} \overbrace{E_{t-1}(-r_{i,t}|r_{m,t} < VaR(\alpha))}^{CES_{i,t}} \underbrace{\hspace{10em}}_{MES_{i,t}}. \quad (6)$$

La ecuación (6) pone de manifiesto dos ventajas importantes de la  $CES$  sobre la  $MES$ . Primero, la  $CES$  introduce un factor de tamaño en la fórmula de la  $MES$  a la hora de abordar el problema  $TBTF$ . En segundo lugar, la ecuación (6) muestra que la  $ES$  del sistema financiero puede expresarse como una suma de  $CES$ . Esto significa que la  $CES$  se puede agregar, aportando así información sobre cuál sería la contribución conjunta de un subconjunto de entidades a las pérdidas del sistema en el marco de una crisis financiera.

Sin embargo, la  $CES$  no refleja la dependencia del escenario del mercado ni da suficiente importancia a las características de las colas que podrían conducir a un evento sistémico.

### 3.3 $\Delta CoES$

La medida  $\Delta CoES_{mi}$  indica la variación en la Pérdida Esperada del sistema financiero cuando la sociedad financiera  $i$  pasa de una situación de normalidad a un escenario de tensión, es decir

$$\Delta CoES_{m|i,t}(\beta) = CoES_{m|i,t}(\alpha_s, \beta) - CoES_{m|i,t}(\alpha_n, \beta), \quad (7)$$

donde  $CoES_{mi}$  muestra la  $ES$  del mercado condicionado a un escenario específico para la sociedad financiera  $i$ .  $CoES$  es la extensión coherente de  $CoVaR$ , esto es,

$$CoES_{m|i,t}(\alpha, \beta) = \frac{1}{\beta} \int_0^\beta CoVaR_{m|i,t}(\alpha, q) dq,$$

$CoVaR_{mi}(\alpha, \beta)$ , siguiendo la definición de Girardi y Ergün (2013), expresa la rentabilidad mínima en el sistema financiero con un nivel de confianza  $(1 - \beta)100\%$ , dado que la sociedad financiera  $i$  está por debajo de su cuantil  $\alpha_{100}$ , es decir

$$P_{t-1}[r_{m,t} \leq -CoVaR_{m|i,t}(\alpha, \beta) | r_{i,t} \leq VaR_{i,t}(\alpha)] = \beta. \quad (8)$$

En la ecuación (7), la Pérdida Esperada del mercado financiero se mide en dos escenarios diferentes para la sociedad  $i$ . La sociedad  $i$  se enfrenta a un escenario de tensión con rendimientos por debajo de su cuantil  $\alpha$  en el numerador de la ecuación (7), mientras que en el denominador los rendimientos de la sociedad  $i$  están alrededor de su mediana<sup>1</sup>. Las pérdidas no consideradas en escenarios normales pueden desencadenar un evento sistémico debido a la falta de liquidez, es decir, en un escenario normal las necesidades de capital pueden satisfacerse sin efectos de propagación entre sectores, pero en un escenario de tensión las necesidades de capital podrían llevar a procesos de quiebra y rescate, lo que provoca un evento de contagio de la sociedad  $i$  al mercado financiero. Por lo tanto,  $CoES$  es una medida insatisfactoria para evaluar el contagio porque carece de una referencia para medir la variación en la medición del riesgo en momentos de crisis. De hecho,  $CoES$  y  $CoVaR$  podrían ser suficientes para reflejar las pérdidas en un escenario dado, pero no las variaciones que se dan en ellas cuando se altera el escenario de condicionamiento. Es por eso que Adrian y Brunnermeier (2016) concibieron  $\Delta CoES$  como una diferencia de dos  $CoES$  en la que el grado de tensión era diferente.

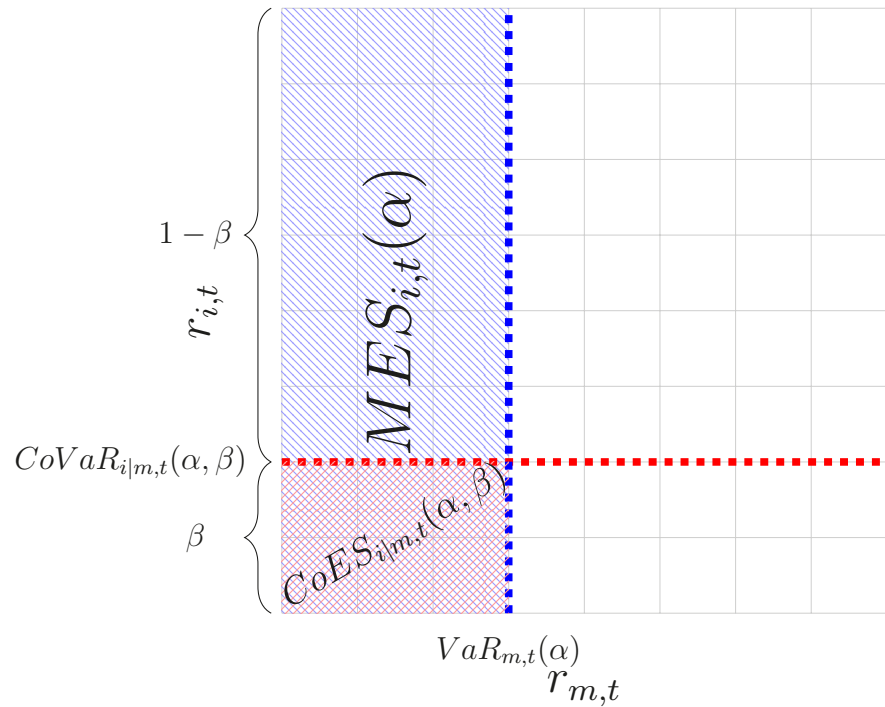
### 3.4 Nuevo marco para evaluar el riesgo sistémico proveniente de la relación entre las medidas de riesgo sistémico

La mayoría de las medidas de riesgo sistémico, como  $MES$  o  $SRISK$ , definen el riesgo sistémico como la evaluación de las pérdidas para la entidad financiera  $i$  en un escenario de estrés para el sistema financiero, con la excepción de  $\Delta CoES_{mi}$ , que define el riesgo sistémico en sentido contrario. La medida obtenida mediante el intercambio de variables condicionadas y condicionantes en la ecuación (7) es una herramienta de gestión de riesgos similar a la prueba de resistencia, útil para controlar el desempeño de las sociedades financieras en términos de riesgo sistémico. Así como  $\Delta CoES_{mi}$  mide qué entidad financiera contribuye más a una crisis financiera,  $\Delta CoES_{mi}$  mide cuál está más expuesta a un contagio procedente del sector financiero.

La  $MES$  se puede expresar como la suma ponderada de dos secciones, donde un componente ( $CoES_{mi}$ ) se centra en el comportamiento de las colas de la sociedad  $i$  cuando surgen pérdidas hundidas. El gráfico 1 muestra la  $MES$  como el área a la izquierda de  $VaR_{m,t}(\alpha)$ , que se divide en dos secciones ponderadas por su probabilidad de ocurrencia en el escenario de tensión para el mercado financiero. El umbral que divide  $MES$  en dos áreas es el valor en riesgo condicional ( $CoVaR_{im}$ ). Las pérdidas superiores a  $-CoVaR_{im}$  ocurrirían  $\beta_{100}$  de cada cien veces, mientras que las pérdidas serían menores  $(1 - \beta)_{100}$  de cada cien veces.

---

1 No existe consenso sobre la definición de tiempos tranquilos para el evento condicionante. La definición empleada en este artículo sigue el criterio de Ferreira (2018). Chen y Khashanah (2014) emplean la medida  $ES$  incondicional y Girardi y Ergün (2013) utilizan un rango de desviación estándar alrededor del valor medio de la variable condicionante. No obstante, la primera definición no plasma la relevancia de un cambio en la variable condicionante de un periodo normal a un escenario de tensión para la variable condicionada. Por otro lado, la última definición para un escenario de tranquilidad no está completamente definida para distribuciones marginales no gaussianas debido a la necesidad de usar momentos más altos, por ejemplo, asimetría y curtosis.



El rectángulo azul con rayas muestra  $MES_{i,t}(\alpha)$ , mientras que el rectángulo rojo con rayas muestra  $CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta)$ . Téngase en cuenta que todas las medidas para la entidad  $i$  se forman a la izquierda del umbral  $VaR_{m,t}(\alpha)$  del mercado financiero. La Pérdida Esperada Marginal se puede dividir en dos medias ponderadas por su probabilidad. El umbral que divide ambas áreas es el  $CoVaR_{i|m,t}(\alpha, \beta)$  y el área ponderada por una probabilidad  $\beta$  sería el  $CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta)$ .

Expresión de la *MES* como una función de  $CoES_{im}$

$$\begin{aligned}
 MES_{i,t}(\alpha) &= E_{t-1} \left( -r_{i,t} | r_{i,t} > CoVaR_{i|m,t}(\alpha, \beta) \right) \\
 &\quad \underbrace{P_{t-1} [r_{i,t} > CoVaR_{i|m,t}(\alpha, \beta) | r_{m,t} \leq VaR_{m,t}(\alpha)]}_{1-\beta} + \\
 &\quad \underbrace{E_{t-1} \left( -r_{i,t} | r_{i,t} \leq CoVaR_{i|m,t}(\alpha, \beta) \right)}_{CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta)} \\
 &\quad \underbrace{P_{t-1} [r_{i,t} \leq CoVaR_{i|m,t}(\alpha, \beta) | r_{m,t} \leq VaR_{m,t}(\alpha)]}_{\beta}. \tag{9}
 \end{aligned}$$

La sección interesante de  $MES_{i,t}$  es aquella en que la entidad  $i$  está en dificultades, es decir,  $CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta)\beta$ . De hecho, la clasificación según  $MES_{i,t}$  podría ser bastante diferente de la clasificación resultante de seguir  $CoES_{im}$  en caso de existir pérdidas ocultas en las colas de la distribución que se pasan por alto al considerar la distribución completa.

El vínculo entre  $CoES_{im}$  y la *ES* del sistema financiero proviene de las ecuaciones (6) y (9). Pasar de una dimensión marginal, esto es,  $MES_i$ , a un marco marginal condicional,  $CoES_{im}$ , implica un énfasis no solo en la respuesta media de la sociedad  $i$  ante un escenario extremo para el sistema financiero, sino en su respuesta de colas a este escenario.

La ecuación (6) puede reescribirse en términos de Pérdida Esperada Condicional como

$$ES_{m,t-1}(\alpha) = \sum_{i=1}^N \overbrace{\omega_{i,t-1} CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta)}^{Component \ CoES} \beta + \sum_{i=1}^N \omega_{i,t-1} E_{t-1}(-r_{i,t} | r_{i,t} > CoVaR_{i|m,t}(\alpha, \beta)) (1 - \beta), \quad (10)$$

donde *CoES del Componente* es una descomposición de la Pérdida Esperada del Componente (*CES*) (véase Banulescu y Dumitrescu, 2015) donde se pone el acento en las pérdidas de cola condicionales en lugar de en las pérdidas medias condicionales.

En cierto nivel de significación, la suma del *CoES del Componente* sería igual a la Pérdida Esperada del sistema financiero. Suponiendo una dependencia condicional perfecta entre entidades, es decir, que las sociedades presentarían una correlación positiva perfecta cuando se materializara el escenario de tensión en el mercado financiero, el nivel de importancia sería  $\alpha\beta$ . Con todo, este supuesto está lejos de la realidad, por lo que la suma del *CoES del Componente* sería igual a la Pérdida Esperada del sistema financiero condicionado al hecho de que se encuentre por debajo de su cuantil  $\lambda$ , que es desconocido y puede variar a lo largo del tiempo. Podemos concebir este  $\Lambda$ -Pérdida Esperada como una extensión del  $\Lambda$ -VaR introducido por Frittelli *et al.* (2014), donde el cuantil del VaR no es fijo, sino que depende de una función  $\Lambda$ . Las propiedades de  $\Lambda$ -VaR han sido estudiadas por Burzoni *et al.* (2017) y su aplicación a efectos de capital regulador ha sido analizada por Hitaj *et al.* (2018). Hitaj *et al.* (2018) señalan que el  $\Lambda$ -VaR captura el riesgo de colas y reacciona a las oscilaciones del mercado más rápidamente que el VaR y la Pérdida Esperada. Una conclusión similar debería sacarse del  $\Lambda$ -Pérdida Esperada, donde el cuantil  $\lambda$  estaría más cerca de  $\alpha\beta$  cuanto más cerca de uno estuviera la correlación entre sociedades cuando el escenario de tensión para el mercado financiero se materializará.

En términos matemáticos

$$ES_{m,t}(\lambda) = \sum_{i=1}^N \omega_{i,t-1} CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta), \quad (11)$$

donde  $\lambda = \alpha\beta$  en caso de dependencia condicional perfecta. El cuantil  $\lambda$  y su distancia de  $\alpha\beta$  sería un indicador de la dependencia de las colas procedente de escenarios de tensión. La ratio  $\frac{\lambda}{\alpha\beta}$  expresa cuántas veces son más probables esas pérdidas en comparación con el escenario de referencia de dependencia condicional perfecta.  $ES_{m,t}(\lambda)$  cuantifica el evento de tensión en términos de pérdidas medias en el sistema financiero. Conviene advertir que en este marco se obtienen primero las pérdidas provenientes del comportamiento de colas marginal en un escenario adverso, y que luego se calcula la probabilidad de observar las pérdidas medias totales. Por último, siguiendo el marco de una prueba de resistencia inversa, se utiliza la ecuación (6) para obtener la contribución de cada sociedad financiera a las pérdidas totales.

La diferencia entre la Pérdida Esperada del Componente y la Pérdida Esperada Condicional del Componente indica qué entidad contribuye más al riesgo sistémico de lo que cabría esperar dado su comportamiento marginal de colas en un periodo de crisis. Por lo tanto, una entidad que se mueve en una dirección opuesta al resto de sociedades del sistema financiero en un escenario sistémico presentaría pérdidas de colas condicionales mayores que su contribución marginal a las pérdidas agregadas, es decir, la sociedad actuaría como un amortiguador. La clasificación consiguiente de sociedades no depende del nivel general de pérdidas en el sistema financiero y podría emplearse para identificar aquellas entidades que son más sistémicas, es decir

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \omega_{i,t-1} MES_{i|m,t}(\lambda) &= \sum_{i=1}^N \omega_{i,t-1} CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta) \implies \\ \sum_{i=1}^N \omega_{i,t-1} (MES_{i|m,t}(\lambda) - CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta)) &= 0, \end{aligned} \quad (12)$$

En resumen, la metodología propuesta ofrece tres resultados principales. Primero, las pérdidas agregadas en un evento de tensión ( $ES(\lambda)$ ). Segundo, la probabilidad de observar estas pérdidas medias en todo el sistema ( $\lambda_{100}$  %). Y tercero, la clasificación de las entidades que contribuyen más al evento de tensión de lo que se esperaría bajo el marco de dependencia condicional perfecta ( $\omega_{i,t-1}(MES_{i|m,t}(\lambda) - CoES_{i|m,t}(\alpha, \beta))$ ). Mientras que los dos primeros resultados proporcionan información de series temporales, el último pone de manifiesto la importancia transversal de las sociedades incluidas en la muestra. Los tres resultados se deben valorar conjuntamente para hacerse una idea integral del riesgo sistémico.



## 4 Un modelo financiero hipotético

Empleamos un modelo de sistema financiero hipotético para estudiar las propiedades de la metodología propuesta a la hora de cuantificar un evento de riesgo sistémico, calcular su probabilidad y elaborar una clasificación de las sociedades. Este ejercicio sería útil para hacernos una idea sobre la información que aporta este método en función del valor de las variables clave. En la explicación siguiente se ignora el subíndice  $t$  en aras de la simplicidad. Un marco gaussiano nos permite calcular medidas de riesgo sistémico utilizando fórmulas cerradas. El universo de entidades financieras se limita a dos para construir un modelo manejable. Las pruebas de esas fórmulas se incluyen en el apéndice A.

Los rendimientos de las sociedades financieras están representados por

$$\begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}}_{\mu} + \underbrace{\begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 \\ 0 & \sigma_2 \end{pmatrix}}_{D^{1/2}} \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \rho & \sqrt{1 - \rho^2} \end{pmatrix}}_{L_t} \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \end{pmatrix},$$

donde  $\epsilon_1$  y  $\epsilon_2$  son dos variables aleatorias normales independientes. Los rendimientos del sistema financiero vienen de

$$r_m = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_1 \\ 1 - \omega_1 \end{pmatrix}$$

La Pérdida Esperada Marginal es proporcionada por

$$MES_{i|m}(\alpha) = \frac{\sigma_i \rho_{i,m} \phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha} - \mu_i,$$

La Pérdida Esperada Condicional es

$$CoES_{i|m}(\alpha, \beta) = \sigma_i \left( \sqrt{1 - \rho_{i,m}^2} \frac{\phi(\Phi^{-1}(\beta))}{\beta} + \rho_{i,m} \frac{\phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha} \right) - \mu_i,$$

y  $\rho_{i,m} = \frac{\sigma_i m}{\sigma_i \sigma_m}$ . La desviación estándar del sistema financiero se obtiene de

$$\sigma_m = \sqrt{\sigma_1^2 \omega_1^2 + \sigma_2^2 (1 - \omega_1)^2 + 2\sigma_1 \sigma_2 \rho \omega_1 (1 - \omega_1)},$$

y la covarianza entre los rendimientos del sistema financiero y la sociedad  $i$  sería

$$\sigma_{1m} = \omega_1\sigma_1^2 + \sigma_1\sigma_2\rho(1 - \omega_1)$$

$$\sigma_{2m} = (1 - \omega_1)\sigma_2^2 + \sigma_1\sigma_2\rho\omega_1.$$

Suponemos que los rendimientos del mercado financiero se obtienen de la suma de los rendimientos de dos sociedades financieras del mismo tamaño, es decir,  $\omega_1 = 0,5$ . Ambas sociedades se distribuyen normalmente con media cero y desviación estándar  $\sigma_1 = 0,04$  y  $\sigma_2$  se define como  $X$  veces la desviación estándar de la sociedad 1, es decir,  $\sigma_2 = 0,04X$ , donde estudiamos valores entre 0,5 y 3. La dependencia entre ambas sociedades se puede definir mediante una cópula gaussiana con parámetro  $\rho$ . Establecemos los parámetros de  $\alpha$  y  $\beta$  iguales a 0,1 tal que la probabilidad conjunta del escenario de tensión (bajo dependencia condicional perfecta) sería igual a  $\alpha\beta = 0,01$ .

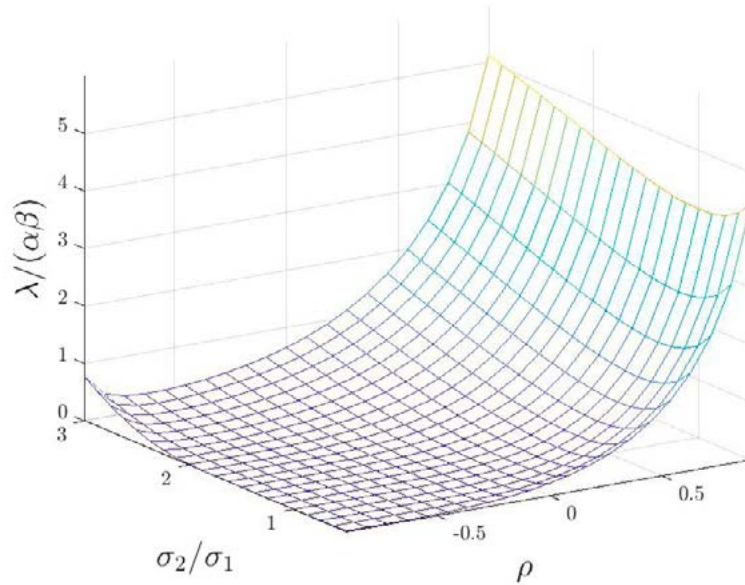
El gráfico 2.a muestra la ratio de probabilidad entre la probabilidad de ocurrencia de las pérdidas agregadas medias proporcionadas por el modelo y la que podríamos esperar de la referencia de dependencia condicional perfecta. La probabilidad del escenario de tensión podría ser de hasta casi 5 veces la probabilidad del evento de tensión con arreglo a una dependencia condicional perfecta. Los mayores incrementos de la probabilidad del escenario de tensión se dan cuando el parámetro de correlación entre la sociedad 1 y la sociedad 2,  $\rho$ , es cercano a uno. La probabilidad del evento de tensión también aumenta con la mayor volatilidad de las sociedades dentro del sistema financiero.

El gráfico 2.b muestra diferentes ratios de probabilidad entre la probabilidad real y la probabilidad con dependencia condicional perfecta. Cada línea indica respectivamente 0,5, 1, 2, 3, 4 y 5 veces la probabilidad con dependencia condicional perfecta. Curiosamente, la línea punteada roja indica que la independencia entre sociedades financieras ( $\rho = 0$ ) no implica que la ratio de probabilidad sea igual a  $0,1^2$ . Esto se debe a que la distribución del rendimiento en el sistema financiero es el resultado de la convolución de los rendimientos ponderados de las sociedades individuales. Así pues, una sociedad individual podría depender del sistema financiero de dos formas. Primero, debido a su dependencia del resto de sociedades financieras; y segundo, porque la empresa individual forma parte del sistema financiero, aunque podría ser independiente del resto de entidades.

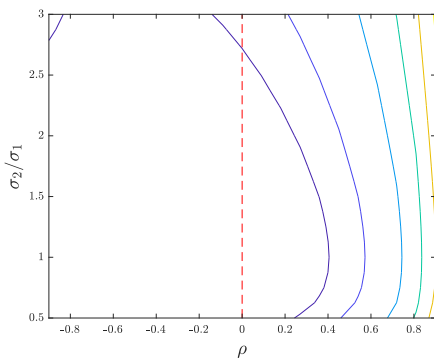
El gráfico 2.c muestra los mismos ratios de probabilidad que el gráfico 2.b, pero en términos de la correlación entre los rendimientos de cada sociedad financiera y el sistema financiero. La línea roja indica la bisectriz, donde los rendimientos de ambas sociedades presentan la misma correlación con el sistema financiero. Conviene señalar que no es necesario tener una correlación negativa con el sistema financiero para obtener una ratio de probabilidad inferior a uno.

---

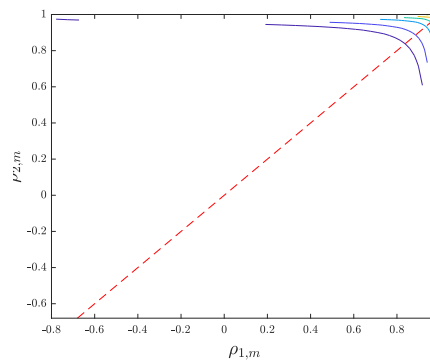
2 Este sería el caso de la independencia condicional, donde  $\lambda = \alpha\beta^2$ , por lo que  $\lambda/(\alpha\beta) = \beta = 0,1$



(a) Ratio de probabilidad entre la probabilidad de ocurrencia de las pérdidas del sistema financiero ( $\lambda$ ) y la probabilidad del escenario en el supuesto de dependencia condicional perfecta ( $\alpha\beta$ ).



(b) Ratio de probabilidad a diferentes niveles dependiendo de  $\sigma_2/\sigma_1$  y  $\rho$ .



(c) Ratio de probabilidad a diferentes niveles dependiendo de  $\rho_{1,m}$  y  $\rho_{2,m}$ .

La ratio de probabilidad se muestra (gráfico 2.a, gráfico 2.b) como una función de la ratio de las desviaciones estándar y la correlación entre los rendimientos de las sociedades, o (gráfico 2.c) como una función de la correlación entre los rendimientos de cada sociedad financiera y el sistema financiero.

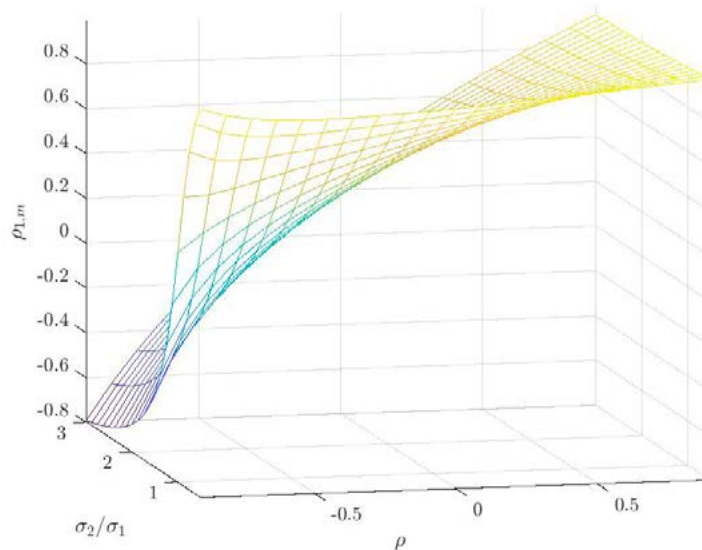
Los rendimientos del sistema financiero son la suma igualmente ponderada de los rendimientos de las sociedades individuales. Cada línea (gráfico 2.b, gráfico 2.c) indica respectivamente 0,5, 1, 2, 3, 4, 5 veces la probabilidad con dependencia condicional perfecta. La línea punteada roja (gráfico 2.b) indica la independencia entre las dos sociedades financieras o (gráfico 2.c) la bisectriz que muestra una correlación equitativa con el sistema financiero.

Vale la pena hacer algunos comentarios sobre la relación entre la correlación de los rendimientos de la sociedad 1 con el sistema financiero y la correlación de los rendimientos de las sociedades financieras con su ratio de desviaciones estándares. El gráfico 3.a muestra una relación compleja entre la correlación de los rendimientos de la sociedad 1 con el sistema financiero, la desviación estándar relativa y la correlación con la sociedad 2. Téngase en cuenta que cuanto mayor sea la correlación entre sociedades, mayor será el límite inferior de la correlación entre los rendimientos de la sociedad 1 y el sistema financiero (gráfico 3.b). Además, cuanto mayor sea la varianza de los rendimientos de la sociedad 1 respecto a la varianza de la sociedad 2, el límite inferior de la correlación entre los rendimientos de la sociedad 1 con el sistema financiero estará más cerca de uno

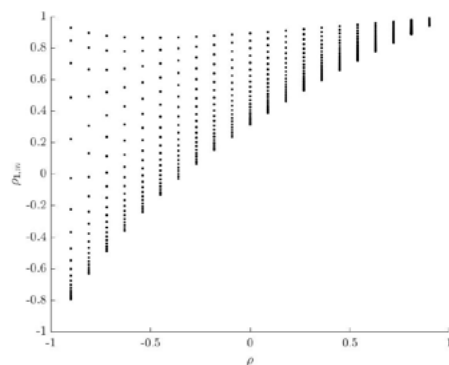
(gráfico 3.c). Se pueden extraer conclusiones interesantes cuando nos centramos en las combinaciones de correlación negativa entre activos y alta varianza de la sociedad 1. El gráfico 3.b muestra que la correlación entre los rendimientos de la sociedad 1 y el sistema financiero podría ser cercana a uno, aunque la relación de los rendimientos de la sociedad 1 con la entidad financiera restante (sociedad 2) es de  $-90\%$ . Este rompedor hallazgo resulta comprensible al recordar que los rendimientos del sistema financiero son la suma ponderada de las sociedades individuales. En consecuencia, siempre que el sistema financiero tenga una composición igualmente ponderada, la sociedad con mayor varianza sería la que con mayor probabilidad está impulsando los movimientos en el sistema financiero. Además, siguiendo el mismo razonamiento, cuanto mayor sea el tamaño relativo de la sociedad 1 respecto de la sociedad 2 en la ecuación 1, mayor será la correlación entre la sociedad 1 y el sistema financiero, independientemente de la correlación con la sociedad financiera 2.

**La correlación entre la sociedad 1 y el sistema financiero en función de parámetros clave**

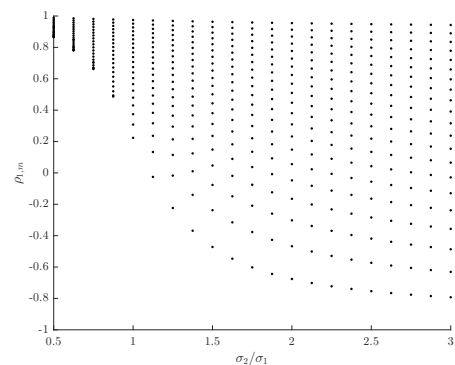
GRÁFICO 3



(a)  $\rho_{1,m}$  dependiendo de  $\sigma_2/\sigma_1$  y  $\rho$ .



(b)  $\rho_{1,m}$  dependiendo de  $\rho$ .



(c)  $\rho_{1,m}$  dependiendo de  $\sigma_2/\sigma_1$ .

La correlación entre los rendimientos de la sociedad financiera 1 y el sistema financiero se muestra como una función de la ratio de desviaciones estándar y la correlación entre entidades (gráfico 3.a).

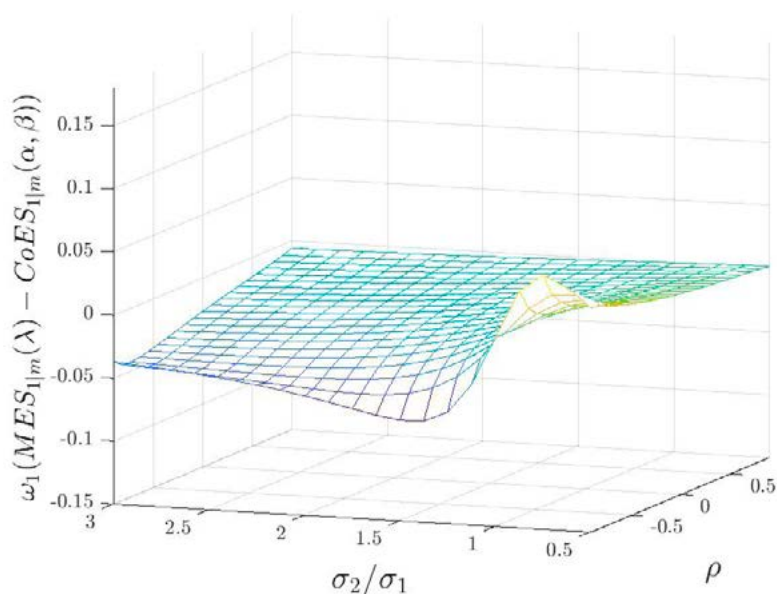
La correlación de rendimientos entre las entidades financieras y la correlación entre los rendimientos de la sociedad 1 y el mercado financiero no es lineal (gráfico 3.b). Cuanto mayor sea la correlación entre sociedades, más probable será tener una correlación positiva entre la entidad financiera 1 y el sistema financiero. La

desviación estándar relativa es un parámetro clave para determinar la correlación entre los rendimientos de la sociedad 1 y el mercado financiero (gráfico 3.c). Cuanto mayor es la varianza de los rendimientos de la sociedad 1 en comparación con la 2, más cerca está de uno la correlación.

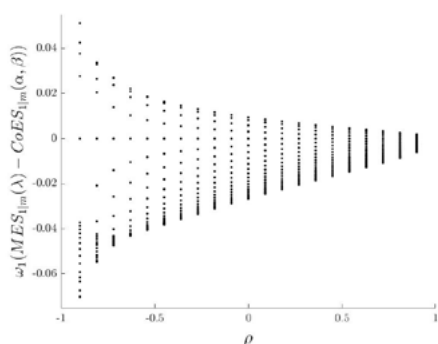
Los rendimientos del sistema financiero son la suma igualmente ponderada de los rendimientos de las sociedades individuales.

Finalmente, el gráfico 4.a presenta la diferencia ponderada entre  $MES_{1|m}$  y  $CoES_{1|m}$  para la entidad 1. La ecuación 12 demuestra que la suma de la diferencia ponderada es cero, por lo que tendríamos el gráfico opuesta para la entidad 2. La diferencia ponderada sería positiva si los rendimientos de la sociedad financiera 1 presentaran una varianza mayor que los de la sociedad 2. La diferencia cuantitativa en términos absolutos, dependiendo de qué variable tenga mayor varianza, dimana de las diferencias de nivel (gráfico 4.c). Por un lado, cuando los rendimientos de la sociedad 1 presentan el doble de desviación estándar que la sociedad 2  $\sigma_1 = 0,04$  y  $\sigma_2 = 0,02$ , la diferencia ponderada podría ser de hasta 3,3 %. Por otro lado, cuando los rendimientos de la sociedad 2 presentan el doble de desviación estándar que la sociedad 1  $\sigma_1 = 0,04$ ,  $\sigma_2 = 0,08$ , la diferencia ponderada podría ser de hasta -4 %. La relación entre las desviaciones estándar determina el signo de la diferencia entre  $MES_{1|m}$  y  $CoES_{1|m}$ . Una ratio superior a uno implica una diferencia positiva, mientras que una ratio inferior a uno significa una diferencia negativa. Obviamente, cuando la ratio entre las desviaciones estándares es uno, la diferencia entre  $MES_{1|m}$  y  $CoES_{1|m}$  es cero. Este umbral sería diferente si  $\omega_1 \neq 0,5$ .

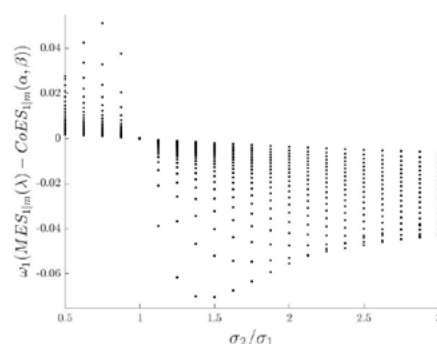
Cuanto mayor es la correlación entre entidades financieras, más probable es tener una diferencia ponderada cercana a cero (gráfico 4.b). Una medida de dispersión de la distribución transversal de la diferencia ponderada da una idea sobre el posible nivel de dependencia en el sistema financiero. Cuanto menor sea la dispersión, mayor podría ser la correlación. De hecho, existen dos razones por las que podríamos tener una diferencia ponderada igual a cero con este marco gaussiano. Primero, por la perfecta correlación entre ambos activos. Segundo, debido a la varianza igual de ambas sociedades financieras (siempre que el sistema financiero tenga una composición igualmente ponderada). En el último caso, una medida de dispersión más baja no indicaría una correlación más alta entre las entidades. La probabilidad de las pérdidas agregadas  $\lambda$  podría ser útil para distinguir entre estos dos casos. Una baja dispersión en la diferencia ponderada y una mayor probabilidad de ocurrencia indican una alta interdependencia entre las sociedades financieras en el mercado.



(a)  $\omega_1(MES_{1|m}(\lambda) - CoES_{1|m}(\alpha, \beta))$  dependiendo de  $\sigma_2/\sigma_1$  y  $\rho$ .



(b)  $\omega_1(MES_{1|m}(\lambda) - CoES_{1|m}(\alpha, \beta))$  dependiendo de  $\rho$ .



(c)  $\omega_1(MES_{1|m}(\lambda) - CoES_{1|m}(\alpha, \beta))$  dependiendo de  $\sigma_2/\sigma_1$ .

La diferencia ponderada entre  $MES$  y  $CoES$  se muestra como una función de la ratio de desviaciones estándares y la correlación entre entidades (gráfico 4.a).

El signo de la relación entre la diferencia ponderada entre  $MES_{1|m}$  y  $CoES_{1|m}$  y la correlación entre la sociedad 1 y 2 no está definida (gráfico 4.b), aunque cuanto mayor es la correlación, más cercana es la diferencia ponderada a cero. En caso de correlación negativa, los valores podrían ser más extremos, mientras que el signo depende de la desviación estándar relativa entre entidades (gráfico 4.c).

Los rendimientos del sistema financiero son la suma igualmente ponderada de los rendimientos de las sociedades individuales.

## 5 Una aplicación empírica a los datos de los fondos españoles

En este apartado se emplea el modelo propuesto a los datos financieros reales del sector de fondos de inversión españoles. La definición de la variable de interés y la importancia relativa de cada sociedad —es decir, las variables  $r$  y  $\omega$  en la ecuación (1)— depende de los riesgos sistémicos clave que el sector analizado afronta. El CEF (2017) identifica el desajuste de liquidez en los fondos de inversión como la principal vulnerabilidad estructural de los fondos de tipo abierto. El principal riesgo está relacionado con los reembolsos potenciales y su capacidad para atender esos reembolsos sin vender activos ilíquidos que podrían generar pérdidas para el fondo de inversión y podrían desencadenar ventas forzosas con un impacto potencial en el sector financiero en general (Braverman y Minca, 2018; Cont y Wagalath, 2016; Duarte y Eisenbach, 2015). Por tanto,  $r_i$  sería el reembolso que afronta el fondo  $i$  y  $\omega_i$  sería una medida de iliquidez del fondo  $i$ .

### 5.1 Datos

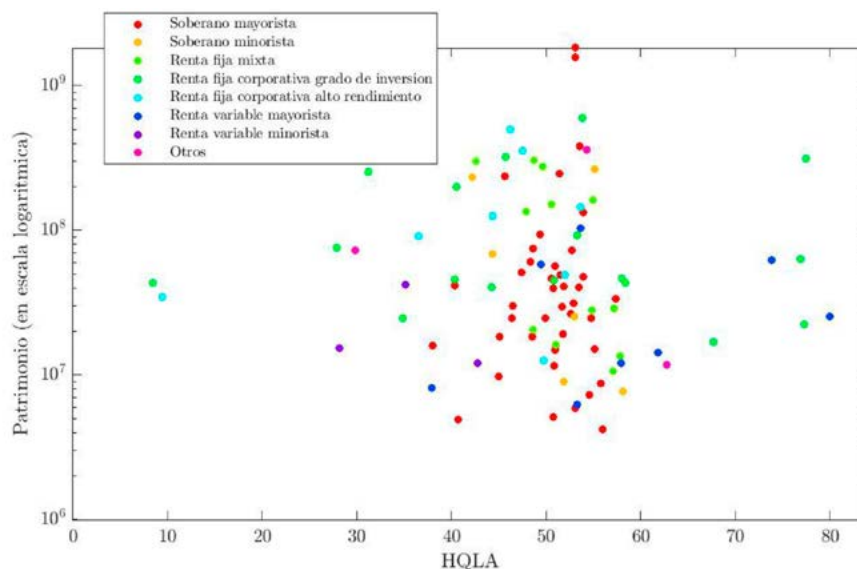
Esta sección empieza presentando las diferentes fuentes de datos que se han combinado para crear esta base de datos única y novedosa. En segundo término, presenta cómo se calculan las medidas de flujos netos y liquidez. Los datos sobre fondos bianuales relativos a la composición de carteras abarcan de diciembre de 2008 a diciembre de 2019, mientras que los datos sobre flujo neto se calculan semanalmente desde el 2 enero de 2009 al 26 de junio de 2020.

Con el proceso de limpieza del conjunto de datos de los fondos de inversión, filtramos aquellos fondos que presentan algún tipo de restricción en los reembolsos y aquellos con una composición de cartera no completamente revelada<sup>3</sup>. Además, a fin de tener datos de panel equilibrados, solo se consideran aquellos fondos que han estado activos durante el periodo completo 2009-2020.

El gráfico 5 presenta la muestra de fondos a finales de 2019 como una función de la liquidez de su cartera (eje x) y de los activos bajo gestión (eje y). El color de cada punto indica la categoría del fondo. La dispersión relativa a la liquidez varía sustancialmente del 10 al 80 %, mientras que el tamaño del fondo se sitúa entre los 10 y los 1.000 millones de euros.

---

3 El apéndice B.1 ofrece una explicación detallada de los tipos de fondos con una política de reembolso particular y el concepto de divulgación de la cartera.



Este gráfico muestra el diagrama de dispersión de la muestra de fondos. En su eje x aparece el HQLA del fondo y en el eje y su patrimonio en euros. El color de cada punto indica el estilo del fondo con arreglo a distintos criterios. En el apéndice B.2 se incluyen los criterios utilizados para conceputar a cada fondo dentro de una categoría determinada.

### 5.1.1 Fuentes de datos y elaboración de la muestra

La principal fuente de datos son los estados reservados de organismos de inversión colectiva en valores mobiliarios; esos códigos identificativos constan en el BOE (2008). Los datos sobre el valor liquidativo (NAV) de la participación, el patrimonio (AuM) y los dividendos se obtienen de los estados MB2 y To1, mientras que la información del estado Mo4 ofrece la descomposición a nivel de compartimento. El estado MB7 ofrece la descomposición del patrimonio del fondo por la cantidad invertida por sus partícipes. Este estado resulta útil para clasificar cada fondo como minorista o mayorista<sup>4</sup>.

Las bases de datos de Bloomberg<sup>5</sup> y Thomson-Reuters<sup>6</sup> se usan para identificar el país, el sector y la calificación<sup>7</sup> de cada posición ocupada por el fondo, que se obtiene del estado Mo4. Esta información se recaba al concluir cada semestre y permite clasificar los fondos en función de características como la calidad crediticia de sus activos<sup>8</sup>. Además, los datos de calificación crediticia se emplean para elaborar un índice de liquidez, es decir, el índice de HQLA (activos líquidos de alta calidad), que ayuda

4 Este estudio sigue el método empleado por Cambón y Losada (2014) para definir un fondo de inversión como mayorista, es decir, los fondos en que los inversores con más de 150.000 euros representan al menos el 50 % del patrimonio.

5 Campos empleados: CNTRY OF RISK, CNTRY OF DOMICILE, INDUSTRY SECTOR, RTG MOODY, RTG SP, RTG FITCH, RTG MOODY ISSUER, RTG SP LT LC ISSUER CREDIT y RGT FITCH LT ISSUER DEFAULT.

6 Campos empleados: TR.FilssuerCountry, TR.HQCountryCode, TR.TRBCEconomicSector, TR.GR.Rating y TR.IssuerRating.

7 La calificación se considera la calidad crediticia de emisión para bonos o la calidad crediticia del emisor para acciones.

8 Es importante destacar que la clasificación semestral de los fondos se realiza con la información obtenida el semestre anterior.



a calcular la resiliencia de los fondos de inversión ante un escenario de reembolsos. Este enfoque es mucho más flexible que la clasificación aportada por Morningstar, que es la base de datos empleada por ESMA (2019) en su ejercicio de simulación con datos de fondos de inversión, por dos razones. En primer lugar, Chen *et al.* (2019) han señalado la existencia de un sesgo en la clasificación de Morningstar para los fondos de inversión. Según este artículo, los fondos de inversión informan sistemáticamente de un nivel de calidad crediticia de su cartera superior a la esperada atendiendo a la composición de su cartera para reflejar rendimientos superiores a los esperados. En segundo lugar, nuestro método ayuda a calcular con precisión las posiciones líquidas en los fondos de inversión porque se recaba información sobre la composición de la cartera y la calidad crediticia, mientras que la base de datos Morningstar presenta esta información por separado.

### 5.1.2 Medición de la liquidez de los fondos de inversión

A nivel individual, el flujo neto del fondo  $i$  se obtiene de la serie temporal de patrimonios. Primero, se obtiene el rendimiento  $R_{i,t}$  del fondo del NAV por acción ( $NAV_{i,t}$ ).

$$R_{i,t} = \frac{NAV_{i,t} - NAV_{i,t-1}}{NAV_{i,t-1}}.$$

En segundo lugar, los flujos netos medidos como ratio del patrimonio se obtienen de ajustar el cambio en el patrimonio del fondo entre  $t - 1$  y  $t$  considerando los rendimientos  $R_{i,t}$  que el fondo ha obtenido entre  $t - 1$  y  $t$ .

$$r_{i,t} = \frac{AuM_{i,t} - AuM_{i,t-1}(1 + R_{i,t})}{AuM_{i,t-1}}. \quad (13)$$

En consecuencia, la ecuación (13) presenta la variable  $r_i$  en la ecuación (1).

Debe establecerse una medida de liquidez de los fondos de inversión para estimar la resiliencia de los fondos a *shocks* de reembolsos. Este estudio sigue el método de los compartimentos de liquidez, en el que cada clase de activo en la cartera del fondo se clasifica en un compartimento que tiene un grado de liquidez diferente. ESMA (2015) utiliza el método de activos líquidos de alta calidad (HQLA), donde se obtiene un índice de liquidez como la suma ponderada de los activos del fondo, cuyo peso depende del compartimento en el que cada clase de activo se encuentre, es decir

$$HQLA = \sum_{k=1}^n w_k x s_k, \quad (14)$$

donde  $w_k$  es el peso de liquidez para el activo  $k$  y  $s_k$  es el porcentaje del activo  $k$  en el patrimonio. El recorte en precio o *haircut* sufrido por los activos financieros en condiciones de estrés aporta una interpretación económica de los pesos de liquidez. Los pesos de liquidez empleados en este estudio se sacaron de ESMA (2019) y se pueden consultar en el cuadro 1.

**Ponderaciones de liquidez por tipo de activo**

TABLA 1

%

Clase de activo	CQS1	CQS2	CQS3	< CQS3
Bonos del Estado	100	85	50	0
Corporativos	85	50	50	0
Titulizados	65	0	0	0
Renta variable	50	50	50	50
Efectivo	100	100	100	100

Nota: CQS: nivel de calidad crediticia. CQS1 se refiere a calificaciones de AAA a AA; CQS2, a calificaciones de A; CQS3, a calificaciones de BBB; y < CQS3, a cualquier calificación por debajo de BBB-. Las ponderaciones de liquidez se expresan en %.

Fuente: ESMA (2019) y (ESMA, 2015, p. 37).

Vale la pena señalar que la combinación de diferentes bases de datos aporta una mayor precisión, lo que ayuda a evaluar el HQLA de una manera muy precisa. El cuadro 2 ofrece un ejemplo de la composición de la cartera y la calidad crediticia en un fondo de inversión de la muestra. ESMA (2019) tiene acceso a la composición de la cartera y la calidad crediticia por separado, por lo que asume que la calidad crediticia se distribuye uniformemente entre cada clase de activo. Esto implica que están usando únicamente la última columna y la última fila del cuadro 2. La información detallada obtenida de los estados financieros, que incluye el código internacional de valores (ISIN) de cada activo, combinada con la calidad crediticia de esos activos extraída de las bases de datos de Bloomberg y Thomson-Reuters, ayuda a obtener una visión profunda de los activos líquidos en manos de los fondos de inversión españoles. Usando toda la información del cuadro se obtiene un HQLA de 37,4 %, mientras que si utilizamos la información disponible en el Informe Económico ESMA (2019), el valor correspondiente es de 29,9 %.

**Ejemplo de la composición de la cartera de un fondo**

TABLA 2

%

	Deuda soberana	Deuda corporativa	Renta variable	Efectivo	Total
CQS1	0	0			2
CQS2	2,2	17,0			21
CQS3	3,0	34,1	0,0	8,5	39
< CQS3	1,5	33,8			37
Total	6,7	84,9	0,0	8,5	100

Notas: CQS: nivel de calidad crediticia. CQS1 se refiere a calificaciones de AAA a AA; CQS2, a calificaciones de A; CQS3, a calificaciones de BBB; y < CQS3, a cualquier calificación por debajo de BBB-. Las ponderaciones de liquidez se expresan en %.

Este cuadro muestra un ejemplo de la composición de la cartera de un fondo y las implicaciones que los datos más precisos tienen para la evaluación del HQLA. Para calcular el HQLA, usamos las ponderaciones del cuadro 1. ESMA solo puede obtener la información de la última columna y la última fila calculando un HQLA equivalente al 29,9 %, mientras que el uso de toda la información proporciona un HQLA del 37,4 %.

Para obtener los valores de  $\omega$  en la ecuación (1), usamos el patrimonio ponderado por la iliquidez de la cartera del fondo, que se define como  $100 - HQLA$ . En otras palabras,  $\omega_i$  se define como

$$\omega_i = \frac{AuM_i(100 - HQLA_i)}{\sum_{i=1}^N AuM_i(100 - HQLA_i)}. \quad (15)$$

## 5.2 Metodología

Para el ejercicio empírico se utiliza un método no paramétrico basado en una cópula de función de alisado de *kernel*, utilizando un *kernel* normal. La función *kernel* normal proporciona la distribución de los flujos de los fondos, mientras que para los flujos del sistema financiero, la función *kernel* se combina con una distribución con colas de Pareto por debajo del cuantil 5 y por encima del cuantil 95 para afrontar el posible comportamiento de las colas. Los siguientes códigos resumen el procedimiento seguido para obtener los resultados de un proceso de simulación.

Para obtener características que varían en el tiempo, las funciones *kernel* se construyen utilizando los flujos netos de los últimos seis semestres y el peso empleado es el del semestre anterior. Por ejemplo, para analizar el riesgo sistémico del sector de los fondos en el primer semestre de 2020, la distribución y dependencia entre flujos se obtiene utilizando la función *kernel* sobre los flujos netos semanales desde el primer semestre de 2017 hasta el primer semestre de 2020. Las ponderaciones se obtienen del patrimonio y del HQLA de los fondos en el segundo semestre de 2019.

---

### Algoritmo 1

Algoritmo para simular realizaciones de la distribución conjunta

```

for  $k \leftarrow N$  do                                ▷ Obtener distribución marginal
2:  $U_k = F_k(r_k)$ 
   end for  $k$ 

4:  $U_m = F_m(\sum_k^N \omega_k r_k)$                         ▷ Crear variable objetivo
   for  $k \leftarrow N$  do                            ▷ Obtener dependencia del sistema financiero
6:  $C_{m,k}(U_k, U_m)$ 
   end for  $k$ 

8: for  $w \leftarrow W$  do                            ▷ Ahora comienza el proceso de simulación
    $v_{m,w} = rand * \alpha$  ▷ El sistema financiero está por debajo de su cuantil  $\alpha_{100}$ 

10: for  $k \leftarrow N$  do
    $v_{k,w} = C_{m,k}^{-1}(rand|v_{m,w})$  ▷ Usar la cópula condicional inversa. Véase Joe (2014).

12:  $\tilde{r}_{k,w} = F_k^{-1}(v_{k,w})$ 
   end for  $k$ 

14: end for  $w$ 

```

$F_k$  es la función de alisado *kernel* para la sociedad  $k$ , mientras que  $F_m$  es la función de alisado *kernel* para el sistema financiero. Véase Bowman y Azzalini (1997). *rand* se refiere a la realización de una distribución uniforme (0,1).  $W$  se refiere al número de simulaciones.  $\omega_k \in [0, 1]$  es la ponderación asociada al fondo de inversión individual  $k$  tal que  $\sum_k \omega_k = 1$ .

$C_{system,k}(U_k, U_{system})$  se estima usando la función de alisado *kernel* bivariente.

---

**Algoritmo 2**

Calcula medidas de riesgo a partir de los flujos netos simulados.

**for**  $k \leftarrow N$  **do**

2:  $CoVaR(1, k) = \max(\tilde{r}_{k,1:W} \text{ such that } \# \{r_{k,1:W} \leq CoVaR_k\} = \text{round}(W\beta))$

$$CoES_k = \left( \sum_{w=1}^W \tilde{r}_{k,w} \mathbb{1}_{\tilde{r}_{k,w} < CoVaR_k} \right) / \left( \sum_{w=1}^W \mathbb{1}_{\tilde{r}_{k,w} < CoVaR_k} \right)$$

4: **end for**  $i$

$$ES_\lambda = \sum_k (\omega_k CoES_k)$$

6:  $\lambda = q$  such that  $ES_\lambda = E(r_m | r_m < F_m^{-1}(q))$

*round* es una función que redondea al entero más cercano.

$MES_\lambda$  se obtiene calculando la media de los rendimientos simulados del **algoritmo 1** cambiando  $\alpha$  por  $\lambda$ .

$\mathbb{1}_A$  es una función indicatriz con valor 1 si se cumple la condición A y 0 en caso contrario.

---

### 5.3 Resultados

En esta sección se resumen los resultados principales. En primer lugar, presentamos los resultados obtenidos con nuestra metodología. A continuación, comparamos la clasificación de fondos según las distintas medidas o indicadores de riesgo, lo que nos ayuda a identificar la clase de información recabada de nuestra metodología. Para ejecutar el procedimiento de simulación, el escenario de tensión se ha establecido por debajo de los valores de la mediana, es decir, los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  son iguales a 0,5.

Para empezar, la Pérdida Esperada obtenida de la ecuación (11) y su probabilidad asociada ( $\lambda$ ) se muestran en el gráfico 6.a. La Pérdida Esperada presenta una tendencia decreciente hasta el segundo semestre de 2014. En 2015 experimenta un aumento y la tendencia decreciente continúa hasta el final de la muestra. La probabilidad de pérdidas medias que arroja la Pérdida Esperada es bastante baja, inferior al 1 % para todo el periodo considerado.

Se calcula la contribución transversal de cada fondo individual, es decir,  $\omega(MES(\lambda) - CoES(\alpha, \beta))$ , y luego se suman las de aquellos fondos que forman parte de la misma categoría<sup>9</sup>. Con esta información, se pueden identificar cuatro periodos en el conjunto de datos. En el primer periodo, hasta el segundo semestre de 2014, el riesgo sistémico está liderado por la categoría de fondos soberanos, que coincide con la crisis de la deuda soberana europea. Desde el primer semestre de 2015 hasta el segundo semestre de 2017, las categorías de alta rentabilidad y renta variable mayorista lideran el riesgo sistémico dentro del sector de los fondos de inversión. Desde el segundo semestre de 2017 hasta el segundo semestre de 2019, la categoría soberana, en particular los fondos soberanos mayoristas, es la que más aporta al riesgo sistémico. Finalmente, las categorías de renta variable minorista y de alta rentabilidad son las principales contribuyentes al riesgo

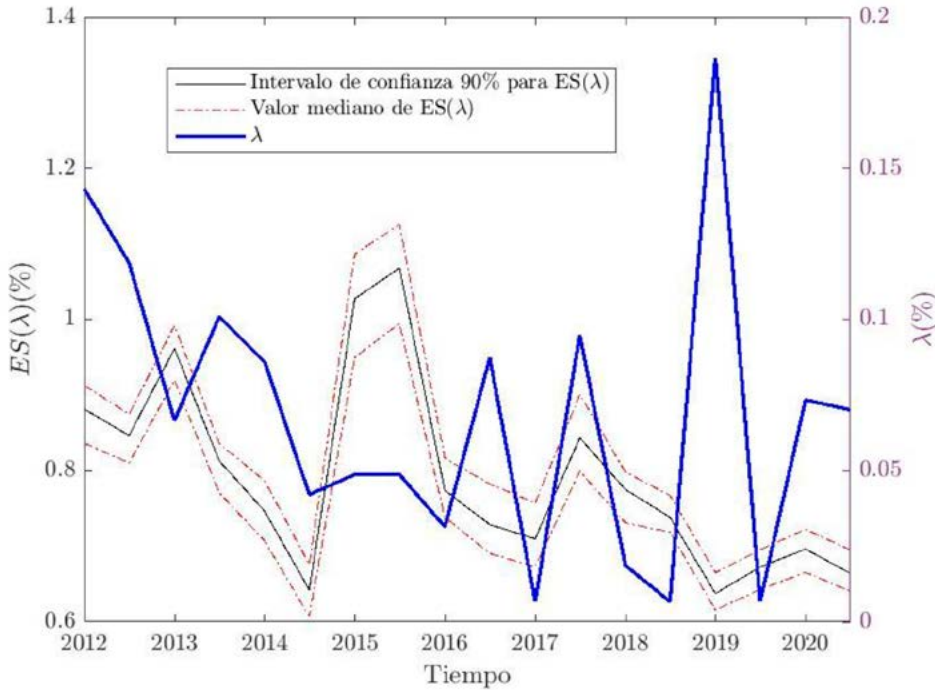
---

9 En el apéndice B.2 se incluye información detallada sobre los criterios para incluir un fondo en una determinada categoría de fondos.

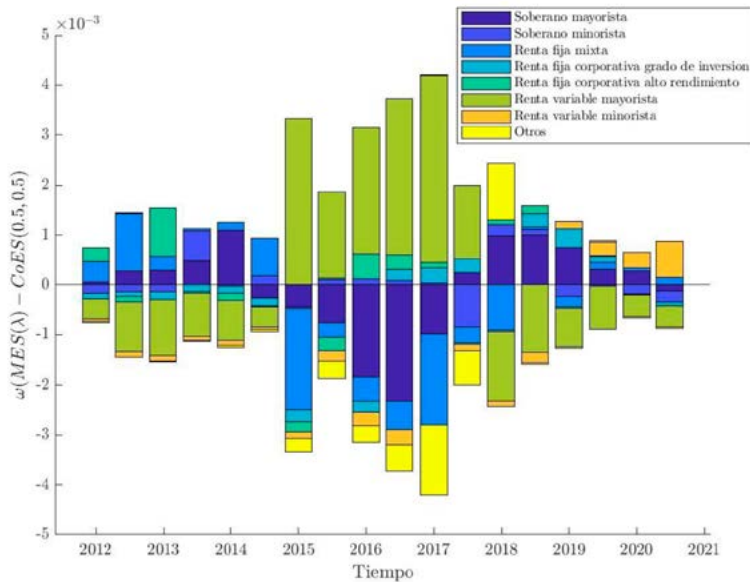
sistémico en los dos últimos semestres de la muestra. Este papel cada vez mayor de las categorías de fondos que invierten en activos corporativos para construir los indicadores de riesgo sistémico podría estar relacionado con la crisis de la COVID-19.

Información obtenida de la metodología propuesta

GRÁFICO 6



(a) Información de serie temporal:  $ES(\lambda)$  y  $\lambda$ .



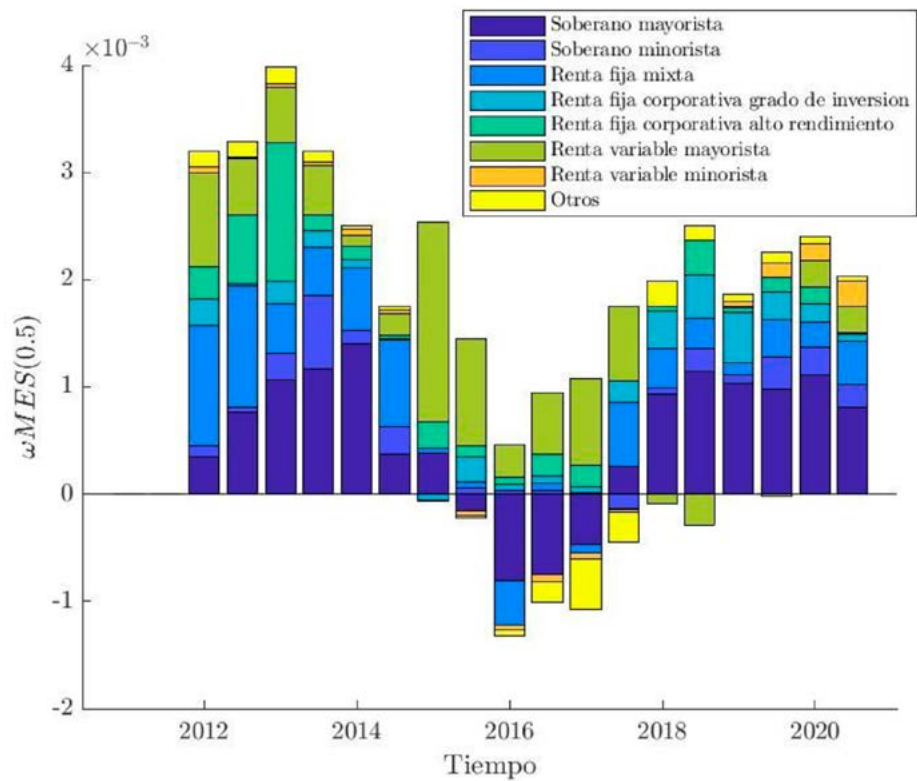
(b) Información transversal:  $\omega(MES(\lambda) - CoES(\alpha, \beta))$ .

La subparcela superior (gráfico 6.a) muestra la información de la serie temporal sobre el riesgo sistémico agregado dentro del sector de los fondos utilizando los parámetros  $\alpha = \beta = 0,5$ . Tanto las pérdidas agregadas como la probabilidad asociada a esas pérdidas disminuyen a partir de 2015. Los intervalos de confianza se generan mediante simulación. La subparcela inferior (gráfico 6.b) indica la diferencia ponderada entre  $MES(\lambda)$  y  $CoES(\alpha, \beta)$  de los fondos agregados por estilo de inversión. En el apéndice B.2 se puede encontrar más información sobre la clasificación de los fondos.

El gráfico 7 muestra la contribución al riesgo sistémico utilizando la *CES* de Banulescu y Dumitrescu (2015) para cada fondo; luego, los valores se han agregado por estilo de fondo<sup>10</sup>. En el gráfico se pueden distinguir los cuatro periodos principales que se han indicado en el gráfico 6.b. Sin embargo, la medida *CES* presenta dos desventajas principales en comparación con nuestro método. En primer lugar, la escala cambia a medida que evoluciona la Pérdida Esperada, por lo que la contribución de la sección transversal en  $t$  no puede compararse adecuadamente con la contribución de la sección transversal en  $t - 1$ . El método de este artículo no varía con la escala, por lo que la contribución de cada categoría en el tiempo  $t$  no depende de ninguna variable de la serie temporal, sino del desempeño relativo de los fondos restantes en ese momento. En segundo lugar, aunque la *CES* permite distinguir entre fondos que aportan y fondos que absorben riesgo —por ejemplo, para 2014-2018 tenemos categorías de fondos con aportaciones positivas y negativas—, no podemos dividir la muestra de fondos para distinguir aquellos que merecen una mayor atención.

Series temporales de  $\omega MES(\alpha)$  agregadas por categoría de fondo

GRÁFICO 7



Este gráfico indica la  $MES(\alpha)$  ponderada de los fondos agregados por estilo de inversión. Adviértase que otras medidas como  $MES$  de  $\Delta CoES_{m|j}$  no permiten agregar medidas individuales en grupos. En el apéndice B.2 se puede encontrar más información sobre la clasificación de los fondos.

El cuadro 3 incluye el código identificativo que garantiza el anonimato de los diez fondos con una medida o un indicador de riesgo más alto para comparar en qué medida nuestra clasificación cumple con otros criterios de rendimiento. La última

10 Hemos empleado esta medida de riesgo para la comparabilidad porque  $\Delta CoES_{m|j}$  y  $MES$  no permiten la agregación transversal.

fila indica cuántos fondos de los diez primeros coinciden con nuestra clasificación de acuerdo con esos criterios. La coincidencia alcanza el 60 % con la medida *CES* de Banulescu y Dumitrescu (2015) y un 50 % si se tiene en cuenta el tamaño del fondo, mientras que muestra un 30-20 % de fondos comunes con el resto de medidas o indicadores. En el cuadro 4 se muestra más información sobre el sector, la liquidez y el tamaño de los diez primeros fondos.

**Clasificación según  $\omega(\text{CoES} - \text{MES})$**

TABLA 3

Clasificación	$\omega(\text{MES} - \text{CoES})$	<i>CES</i>	<i>MES</i>	$\Delta\text{CoES}_{mji}$	HQLA	Patrimonio
1.º	12	10	80	12	65	
2.º	37	37	62	80	80	
3.º	10	53	19	69	60	
4.º	63	84	43	70	74	
5.º	43	80	61	63	72	
6.º	87	12	46	68	84	
7.º	84	61	88	59	70	
8.º	80	97	64	57	94	
9.º	97	6	40	5	67	
10.º	31	78	37	38	82	
	100 %	60 %	30 %	30 %	20 %	

Nota: El código identificativo que garantiza el anonimato de los fondos se muestra en cada columna para las 10 medidas de riesgo sistémico más altas. Las medidas de riesgo son nuestra propuesta de clasificación ( $\omega(\text{MES} - \text{CoES})$ ), la Pérdida Esperada del Componente (*CES*(0,5)), la Pérdida Esperada Marginal (*MES*(0,5)), el Delta *CoES* ( $\Delta\text{CoES}_{mji}(0,5, 0,5)$ ) según la definición de Girardi y Ergün (2013) y el HQLA y el patrimonio de cada fondo.

El HQLA se expresa en %. El patrimonio se expresa en millones de euros.

Las medidas de riesgo se calcularon al cierre de junio de 2020. El HQLA y el patrimonio se muestran al cierre de 2019.

La última fila indica el porcentaje de los diez primeros fondos compartidos con nuestra clasificación. La ponderación ( $\omega$ ) se obtiene de la ecuación (15).

Información sobre los diez fondos de inversión con mayores medidas de riesgo TABLA 4

$\omega(MES - CoES)$				$\Delta CoES_{mji}$			
Fondo	Sector	HQLA	AuM	Fondo	Sector	HQLA	AuM
12	Fondos de renta variable minorista	48,74	306,23	12	Fondos de renta variable minorista	48,74	306,23
37	Fondos de renta fija soberana	45,71	324,66	80	Fondos de renta fija mixta	9,44	34,63
10	Fondos de renta fija soberana	53,83	598,16	69	Fondos de renta fija soberana	58,39	43,31
63	Fondos de renta variable mayorista	53,10	1825,32	70	Fondos de renta fija soberana	34,90	24,87
43	Fondos de renta variable mayorista	52,76	72,40	63	Fondos de renta variable mayorista	53,10	1825,32
87	Fondos de renta fija mixta	53,65	145,41	68	Fondos de renta variable mayorista	50,55	46,24
84	Fondos de renta fija soberana	31,21	254,39	59	Fondos de renta variable mayorista	50,94	56,23
80	Fondos de renta fija mixta	9,44	34,63	57	Fondos de renta fija soberana	58,01	46,28
97	Fondos de renta fija mixta	47,51	358,04	5	Fondos de renta fija corporativa de inversión de grado	42,22	234,85
31	Fondos de renta variable minorista	42,62	300,47	38	Fondos de renta variable mayorista	53,96	48,02
$\omega MES$				HQLA			
Fondo	Sector	HQLA	AuM	Fondo	Sector	HQLA	AuM
10	Fondos de renta fija soberana	53,83	598,16	65	Fondos de renta fija soberana	8,43	43,24
37	Fondos de renta fija soberana	45,71	324,66	80	Fondos de renta fija mixta	9,44	34,63
53	Fondos de renta fija soberana minorista	54,28	360,81	60	Fondos de renta fija soberana	27,84	75,70
84	Fondos de renta fija soberana	31,21	254,39	74	Fondos de renta fija corporativa de alta rentabilidad	28,18	15,27
80	Fondos de renta fija mixta	9,44	34,63	72	Fondos de renta fija soberana minorista	29,81	72,82
12	Fondos de renta variable minorista	48,74	306,23	84	Fondos de renta fija soberana	31,21	254,39
61	Fondos de renta fija soberana	77,52	314,85	70	Fondos de renta fija soberana	34,90	24,87
97	Fondos de renta fija mixta	47,51	358,04	94	Fondos de renta fija corporativa de alta rentabilidad	35,12	41,90
6	Fondos de renta variable mayorista	53,06	1571,44	67	Fondos de renta fija mixta	36,53	90,91
78	Fondos de renta variable mayorista	51,43	248,39	82	Otros fondos	37,96	8,17
MES				Patrimonio			
Fondo	Sector	HQLA	AuM	Fondo	Sector	HQLA	AuM
80	Fondos de renta fija mixta	9,44109	34,62832	63	Fondos de renta variable mayorista	53,0966	1825,318
62	Otros fondos	73,8962	62,79962	6	Fondos de renta variable mayorista	53,0591	1571,441
19	Fondos de renta variable mayorista	54,5729	7,239257	10	Fondos de renta fija soberana	53,8268	598,1555
43	Fondos de renta variable mayorista	52,761	72,40415	93	Fondos de renta fija mixta	46,2316	497,7008
61	Fondos de renta fija soberana	77,5181	314,8527	4	Fondos de renta variable mayorista	53,5572	379,1799
46	Otros fondos	79,9552	25,42115	53	Fondos de renta fija soberana minorista	54,2797	360,8065
88	Fondos de renta variable mayorista	52,8696	31,31498	97	Fondos de renta fija mixta	47,508	358,0366
64	Fondos de renta variable mayorista	51,6707	29,60354	37	Fondos de renta fija soberana	45,7126	324,6636
40	Fondos de renta fija soberana	67,756	16,84379	61	Fondos de renta fija soberana	77,5181	314,8527
37	Fondos de renta fija soberana	45,7126	324,6636	12	Fondos de renta variable minorista	48,7351	306,2278

Nota: El código identificativo que garantiza el anonimato de los fondos se muestra en la primera columna de cada subcuadro para las 10 medidas de riesgo sistémico más altas. Las medidas de riesgo son nuestra propuesta de clasificación ( $\omega(MES - CoES)$ ), la Pérdida Esperada del Componente ( $CES(0,5)$ ), la Pérdida Esperada Marginal ( $MES(0,5)$ ), el Delta  $CoES$  ( $\Delta CoES_{mji}(0,5, 0,5)$ ) en la definición de Girardi y Ergün (2013) y el HQLA y el patrimonio de cada fondo.

El HQLA se expresa en %. El patrimonio se expresa en millones de euros.

Las medidas de riesgo se calcularon al cierre de junio de 2020. El HQLA y el patrimonio se muestran al cierre de 2019.

El cuadro muestra el HQLA, el patrimonio y el sector de cada fondo en el ranking de los diez primeros. La información sobre el conjunto de sectores dentro del universo de fondos de inversión se explica en detalle en el apéndice B.2.



## 6 Conclusiones

Este artículo presenta una nueva metodología para cuantificar las pérdidas procedentes del riesgo sistémico, calcular su probabilidad de ocurrencia y el papel de cada entidad dentro del sector financiero. La flexibilidad de la metodología se basa en conceptos estadísticos provenientes de la Pérdida Esperada y la libertad de elegir aquellas ponderaciones que expliquen mejor las características que podrían desencadenar un evento sistémico en un sector determinado.

Esta metodología brinda una visión integral del riesgo sistémico conectando las sociedades financieras y el indicador del mercado financiero. La cuantificación y su probabilidad de ocurrencia arrojan luz sobre las consecuencias de una mayor dependencia y mayor varianza en las variables de interés para las sociedades financieras. La clasificación obtenida a partir de la diferencia ponderada entre su comportamiento marginal y el comportamiento de las colas proporciona un umbral cercano a cero para distinguir esas entidades que presentan un riesgo superior al del sector financiero en general. El ejercicio empírico con datos de fondos de inversión españoles muestra que la clasificación según el método propuesto es diferente a la obtenida con otras medidas de riesgo, como la *MES* o el  $\Delta CoES$ . Además, facilita información más relevante para identificar sociedades concretas de otros sectores que la *CES*.

Deberían llevarse a cabo más investigaciones sobre las variables clave en la composición de la cartera o el balance que podrían determinar las ponderaciones de las entidades financieras en el sector financiero. Dependiendo del sector financiero, las características clave a valorar cambiarían y deberían estar vinculadas al riesgo potencial de las sociedades financieras. Por ejemplo, desde un punto de vista macroprudencial, las ponderaciones relativas del tamaño de los bancos sobre el PIB nacional podrían ayudar a subrayar el papel de los bancos de importancia sistémica (D-SIB) en la economía de la UE. Además, la ratio de apalancamiento podría ser una regla general para elegir las ponderaciones del subsector bancario. Las ventas forzosas y el impacto potencial sobre los precios son los principales riesgos sistémicos procedentes del sector de los fondos de inversión (ESMA, 2019). Las medidas sistémicas podrían dar una idea precisa sobre las sociedades que deben ser objeto de una estrecha supervisión. Para lograr este objetivo, hay que elegir las ponderaciones correctas en función de las medidas de liquidez y el NAV a fin de replicar el comportamiento del sector de los fondos de inversión de producirse ventas forzosas en los mercados financieros. Además, en futuras extensiones se podría estudiar la metodología de riesgo sistémico aquí presentada utilizando algunos modelos paramétricos que tienen en cuenta la asimetría articular y la curtosis de la distribución, como la cópula *t* asimétrica (véase Jaworski *et al.*, 2010; Lucas *et al.*, 2014).

Los hallazgos de esta investigación tienen implicaciones para los legisladores y los supervisores del mercado, ya que les permiten obtener información relevante sobre

la magnitud y la probabilidad de las pérdidas en un escenario de tensión. Además, la clasificación ofrece una idea precisa sobre cuáles son las principales entidades de las que podrían proceder estas pérdidas.

## Referencias

- Acerbi, C. y Tasche, D. (2002). «On the coherence of Expected Shortfall». *Journal of Banking and Finance*, Vol. 26, pp. 1487–1503.
- Acharya, V., Engle, R. y Richardson, M. (2012). «Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systematic risks». *American Economic Review*, Vol. 102, n.º 3, pp. 59–64.
- Adrian, T. y Brunnermeier, M. K. (2016). «CoVaR». *The American Economic Review*, Vol. 106, n.º 7, pp. 1705–1741.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J. M. y Heath, D. (1999). «Coherent measures of risk». *Mathematical finance*, Vol. 9, n.º 3, pp. 203–228.
- Banulescu, G. D. y Dumitrescu, E. I. (2015). «Which are the SIFIs? A component expected shortfall approach to systemic risk». *Journal of Banking & Finance*, Vol. 50, pp. 575–588.
- Benoit, S., Colletaz, G., Hurlin, C. y Pérignon, C. (2013). *A Theoretical and Empirical Comparison of Systemic Risk Measures*. Working Papers halshs-00746272, HAL.
- Benoit, S., Colliard, J. E., Hurlin, C. y Pérignon, C. (2017). «Where the risks lie: A survey on systemic risk». *Review of Finance*, Vol. 21, n.º 1, pp. 109–152.
- Bernanke, B. (2009). «Financial Reform to Address Systemic Risk». Speech delivered at the Council on Foreign Relations.
- Bernanke, B. (2010). «Causes of the Recent Financial and Economic Crisis». Statement of the FED Chairman before the Financial Crisis Inquiry Commission.
- Bernard, C., Brechmann, E. C. y Czado, C. (2013). «Statistical assessments of systemic risk measures». *Handbook on Systemic Risk*, pp. 165–179.
- BOE (2008). Circular 3/2008, de 11 de septiembre, de la Comisión Nacional del Mercado de Valores sobre normas contables, cuentas anuales y estados de información reservada de las instituciones de inversión colectiva.
- Boot, A. W. A. y Ratnovski, L. (2012). *Banking and Trading*. CEPR Discussion Papers, n.º 9148, C.E.P.R. Discussion Papers.
- Bowman, A. y Azzalini, A. (1997). *Applied Smoothing Techniques for Data Analysis: The Kernel Approach with S-Plus Illustrations*, Volume 18. OUP Oxford.

- Braverman, A. y Minca, A. (2018). «Networks of common asset holdings: aggregation and measures of vulnerability». *The Journal of Network Theory in Finance*, Vol. 4, n.º 3.
- Brownlees, C. y Engle, R. F. (2016). «Srisk: A conditional capital shortfall measure of systemic risk». *The Review of Financial Studies*, Vol. 30, n.º 1, pp. 48–79.
- Burzoni, M., Peri, I. y Ruffo, C. M. (2017). «On the properties of the lambda value at risk: robustness, elicibility and consistency». *Quantitative Finance*, Vol. 17, n.º 11, pp. 1735–1743.
- Cambón, M. I. y Losada, R. (2014). «Competition and structure of the mutual fund industry in Spain: The role of credit institutions». *The Spanish Review of Financial Economics*, Vol. 12, n.º 2, pp. 58–71.
- Chen, H., Cohen, L. y Gurun, U. (2019). *Don't take their word for it: The misclassification of bond mutual funds*. National Bureau of Economic Research, Technical report.
- Chen, K. H. y Khashanah, K. (2014). *Measuring systemic risk: Copula CoVaR*. Stevens Institute of Technology, Technical report.
- Constâncio, V. (2017). «Macroprudential stress-tests and tools for the non-bank sector». ESRB Annual Conference.
- Cont, R. y Wagalath, L. (2016). «Institutional investors and the dependence structure of asset returns». *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, Vol. 19, n.º 02.
- Duarte, F. y Eisenbach, T. (2015). *Fire-sale spillovers and systemic risk*. Staff Report N.º 645. Technical report.
- ECB (2010a). *Analytical models and tools for the identification and assessment of systemic risks*. Financial Stability Review, Technical report. Junio.
- ECB (2010b). *New quantitative measures of systemic risk*. Financial Stability Review, Technical report. Diciembre.
- ESMA (2015). *Report on trends, risks and vulnerabilities*. Technical Report n.º 2.
- ESMA (2019). *Stress simulation for investment funds*. Economic Report.
- Farhi, E. y Tirole, J. (2012). «Collective Moral Hazard, Maturity Mismatch, and Systemic Bailouts». *American Economic Review*, Vol. 102, n.º 1, pp. 60–93.
- Ferreiro, J. O. (2018). *Contagion spillovers between sovereign and financial European sector from a delta CoVaR approach*. Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Documentos de Trabajo del ICAE n.º 2018-12.

- Frittelli, M., Maggis, M. y Peri, I. (2014). «Risk measures on and value at risk with probability/loss function». *Mathematical Finance*, Vol. 24, n.º 3, pp. 442–463.
- FSB (2017). *Transforming shadow banking into resilient market-based finance: Re-hypothecation and collateral re-use: Potential financial stability issues, market evolution and regulatory approaches*. Technical Report. January.
- Girardi, G. y Ergün, A. T. (2013). «Systemic risk measurement: Multivariate GARCH estimation of CoVaR». *Journal of Banking and Finance*, Vol. 37, n.º 8, pp. 3169–3180.
- Guntay, L. y Kupiec, P. (2014). *Taking the risk out of systemic risk measurement*. American Enterprise Institute (AEI) Research Paper, Technical Report.
- Hitaj, A., Mateus, C. y Peri, I. (2018). «Lambda value at risk and regulatory capital: A dynamic approach to tail risk». *Risks*, Vol. 6, n.º 1, p. 17.
- International Monetary Fund, Bank for International Settlements y Financial Stability Board (2010). «Guidance to assess the systemic importance of financial institutions, markets and instruments: Initial considerations: Report to the G-20 Finance Ministers and Central Bank Governors». Staff of the International Monetary Fund and the Bank for International Settlements, and the Secretariat of the Financial Stability Board.
- Jaworski, P., Durante, F., Hardle, W. K. y Rychlik, T. (2010). *Copula theory and its applications*, Vol. 198. Springer.
- Joe, H. (2014). *Dependence Modeling with Copulas*. Chapman and Hall/CRC.
- Kleinow, J., Moreira, F., Strobl, S. y Vähämaa, S. (2017). «Measuring systemic risk: A comparison of alternative market-based approaches». *Finance Research Letters*, Vol. 21, pp. 40–46.
- Laeven, L., Ratnovski, L. y Tong, H. (2014). «Bank Size and Systemic Risk». *IMF Staff Discussion Notes 14/4*, International Monetary Fund.
- Leon Li, M. Y. y Lin, H. W. (2004). «Estimating value-at-risk via Markov switching arch models – An empirical study on stock index returns». *Applied Economics Letters*, Vol. 11, n.º 11, pp. 679–691.
- Löffler, G. y Raupach, P. (2017). «Pitfalls in the use of systemic risk measures». *Journal of Financial and Quantitative Analysis*.
- Lucas, A., Schwaab, B. y Zhang, X. (2014). «Conditional euro area sovereign default risk». *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 32, n.º 2, pp. 271–284.
- Mainik, G. y Schaanning, E. (2014). «On dependence consistency of CoVaR and some other systemic risk measures». *Statistics and Risk Modeling*, Vol. 31, n.º 1, pp. 49–77.

Rose, A. y Wieladek, T. (2012). *Too big to fail: some empirical evidence on the causes and consequences of public banking interventions in the United Kingdom*. Bank of England, Working Papers n.º. 460.

Salleo, C., Homar, T. y Kick, H. (2016). *Making sense of the EU wide stress test: a comparison with the SRISK approach*. European Central Bank, Working Paper Series n.º 1920.

Scott, H. S., Ricci, K. y Sarfatti, A. (2016). *SRISK as a Measure of Systemic Risk for Insurers: Oversimplified and Inappropriate*. Harvard Law School, Working Paper.

Shleifer, A. y Vishny, R. W. (2009). *Unstable Banking*. National Bureau of Economic Research, Inc., NBER, Working Papers n.º 14943.

Trichet, J. C. (2009). *Clare Distinguished Lecture in Economics and Public Policy*. Speech at University of Cambridge organised by the Clare College.

Zhang, J. (2015). *Systemic Risk Measure: CoVaR and Copula*. Ph. D. thesis, Humboldt-Universität zu Berlin.

# Apéndices

## A Construcción de medidas de riesgo sistémico

La expresión para cada medida se proporciona primero como fórmula general y, luego, la particular con arreglo a la metodología elegida.

### A.1 Pérdida Esperada (ES) del mercado financiero

El  $VaR_m(\alpha)$  indica lo grande que es el rendimiento mínimo para el mercado financiero  $m$  con un nivel de confianza  $(1 - \alpha)100\%$ . Se obtiene resolviendo la ecuación implícita

$$P[r_m \leq VaR_m(\alpha)] = \alpha. \quad (16)$$

Expresión de la ecuación (16) siguiendo el modelo propuesto bajo supuestos gaussianos

$$VaR_m(\alpha) = \mu_m + \sigma_m \Phi^{-1}(\alpha) \quad (17)$$

donde  $\Phi^{-1}$  es la función inversa de distribución gaussiana acumulativa estandarizada.

El valor en riesgo solo analiza un determinado cuantil, por lo que no es una medida subaditiva. Las propiedades de esta medida de riesgo pueden mejorarse si miramos más allá del cuantil de interés para el  $VaR$ . La Pérdida Esperada nos indica lo grandes que son las pérdidas medias en el mercado financiero si estas pérdidas son superiores a  $-VaR(\alpha)$ , es decir,

$$\begin{aligned} ES_m(\alpha) &= \mathbb{E}_m[-r_m | r_m < VaR_m(\alpha)] \\ &= \frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha -VaR_m(s) ds \end{aligned} \quad (18)$$

donde para el caso gaussiano es una forma cerrada sin calcular numéricamente la integral

$$ES_m(\alpha) = \sigma_m \alpha^{-1} \phi(\Phi^{-1}(\alpha)) - \mu_m. \quad (19)$$

donde  $\phi$  es la función de probabilidad de distribución gaussiana estandarizada.

## Pérdida Esperada (ES) en el marco gaussiano

La ecuación (19) se puede reescribir en un marco gaussiano utilizando la definición de  $VaR$  proporcionada en la ecuación (17), es decir

$$\begin{aligned} ES_m(\alpha) &= \frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha -\mu_m - \sigma_m \Phi^{-1}(s) \, ds \\ &= -\mu_m - \frac{\sigma_m}{\alpha} \int_0^\alpha \Phi^{-1}(s) \, ds. \end{aligned}$$

En consecuencia, el problema se reduce a la integración de la función inversa de distribución gaussiana acumulativa de  $0$  a  $\alpha$ . Defina un cambio de variable  $s = \Phi(r)$ , luego  $ds = \phi(r)dr$  so  $\int_0^\alpha \Phi^{-1}(s) \, ds = \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(\alpha)} r\phi(r) \, dr$  donde  $\phi$  es la función de distribución de probabilidad de Gauss. Después,

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(\alpha)} r\phi(r) \, dr &= \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(\alpha)} \frac{r}{\sqrt{2\pi}} \exp(-r^2/2) \, dr \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} [-\exp(-r^2/2)]_{-\infty}^{\Phi^{-1}(\alpha)} \\ &= -\phi(\Phi^{-1}(\alpha)). \end{aligned}$$

Como resultado, la  $ES$

$$ES_m(\alpha) = -\mu_m + \frac{\sigma_m}{\alpha} \phi(\Phi^{-1}(\alpha)).$$

Cuando la  $ES$  tiene un límite superior ( $\alpha^+$ ) y un límite inferior, la expresión se modifica ligeramente

$$ES_m(\alpha) = -\mu_m + \frac{\sigma_m}{\alpha^+ - \alpha^-} \{ \phi(\Phi^{-1}(\alpha^+)) - \phi(\Phi^{-1}(\alpha^-)) \}.$$

### A.2 Pérdida Esperada Marginal (MES)

La Pérdida Esperada Marginal de la entidad financiera  $i$  es la pérdida media de la sociedad  $i$  cuando los rendimientos del mercado financiero están por debajo de su  $VaR_m(\alpha)$ , es decir

$$\begin{aligned} MES_i(\alpha) &= E(-r_i | r_m < VaR_m(\alpha)) \\ &= \int_0^1 P(F_i(r_i) = s | r_m < VaR_m(\alpha)) F_i^{-1}(s) \, ds, \end{aligned} \quad (20)$$

donde  $F_i$  es la función de distribución acumulativa de los rendimientos de la sociedad  $i$  y  $F_i^{-1}$  es su inversa. Para el caso gaussiano, la expresión  $MES$

$$MES_{i|m}(\alpha) = \frac{\sigma_i \rho_{im} \phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha} - \mu_i. \quad (21)$$



La Pérdida Esperada del Componente (*CES*) se obtiene directamente ponderando *MES* por la capitalización bursátil de cada sociedad.

### Pérdida Esperada Marginal (*MES*) en un marco gaussiano

$r = (r_m, r_i)'$  se puede expresar como

$$\begin{pmatrix} r_m \\ r_i \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} \mu_m \\ \mu_i \end{pmatrix}}_{\mu} + \underbrace{\begin{pmatrix} \sigma_m & 0 \\ 0 & \sigma_i \end{pmatrix}}_{D^{1/2}} \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \rho_{im} & \sqrt{1 - \rho_{im}^2} \end{pmatrix}}_L \begin{pmatrix} \Phi^{-1}(U_m) \\ \Phi^{-1}(U_i) \end{pmatrix} \quad (22)$$

donde la matriz  $L$  representa la descomposición de Choleski y  $\rho_{im}$  es el parámetro de correlación.  $U_m$  y  $U_i$  son variables distribuidas independientes uniformes, mientras que  $\Phi^{-1}$  es la función inversa de distribución gaussiana acumulativa.

El vector  $r$  se distribuye normalmente con media  $\mu$  y la matriz de covarianza  $D^{1/2}LL'D^{1/2}$ . Dado un valor para los rendimientos del mercado financiero  $r_m$ , la distribución de rendimientos de la sociedad  $i$  se convierte en  $r_i|r_m \sim N\left(\mu_i + \frac{\sigma_i\rho_{im}}{\sigma_m}(r_m - \mu_m), \sqrt{1 - \rho_{im}^2}\sigma_i\right)$  donde  $N$  se refiere a la distribución gaussiana donde la primera entrada es la media ( $\mu_{im}$ ) y la segunda es la desviación estándar ( $\sigma_{im}$ ).

Si la realización de  $r_m$  se expresa en términos de cuantiles, es decir,  $r_m = \Phi^{-1}(q)\sigma_m + \mu_m$ , el valor medio de  $r_i$  dado que  $r_m$  está en su cuantil  $q$  es  $\mu_i + \sigma_i\rho_{im}\Phi^{-1}(q)$ , es decir,  $E(r_i|r_m = VaR_m(q))$ . Entonces, el valor medio de  $r_i$  dado que  $r_m$  está como máximo en su cuantil  $\alpha$  sería

$$E(r_i|r_m < VaR_m(\alpha)) = \mu_i + \sigma_i\rho_{im} \underbrace{\frac{\int_0^\alpha \Phi^{-1}(q) dq}{\alpha}}_{E\left(\frac{r_m - \mu_m}{\sigma_m} | r_m < VaR_m(\alpha)\right)}.$$

Debido a la solución de la integral anterior, la expresión *MES*

$$MES_{i|m}(\alpha) = \frac{\sigma_i\rho_{im}\phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha} - \mu_i.$$

### A.3 Pérdida Esperada Condicional (*CoES*)

La Pérdida Esperada Condicional de la entidad financiera  $i$  considerando que el mercado financiero  $m$  está por debajo de su cuantil  $\alpha$  se expresa como

$$\begin{aligned} CoES_{i|m}(\alpha, \beta) &= E_{t-1}(-r_i|r_i < CoVaR_m(\alpha, \beta)) \\ &= \frac{1}{\beta} \int_0^{s^*} P(F_i(r_i) = s | r_m < VaR_m(\alpha)) F_i^{-1}(s) ds, \quad (23) \end{aligned}$$

donde  $s^*$  es tal que  $P(F_i(r_i) < s^* | r_m < VaR_m(\alpha)) = \beta$ . En un marco gaussiano, esta expresión se puede reescribir como

$$CoES_{i|m}(\alpha, \beta) = \sigma_i \left( \sqrt{1 - \rho_{im}^2} \frac{\phi(\Phi^{-1}(\beta))}{\beta} + \rho_{im} \frac{\phi(\Phi(\alpha))}{\alpha} \right) - \mu_i, \quad (24)$$

### Pérdida Esperada Condicional (CoES) en un marco gaussiano

A partir de la ecuación (21), y teniendo en cuenta la representación de  $rt$  en la ecuación (22), la ecuación (9) se puede reescribir como

$$\begin{aligned} MES_{i|m}(\alpha) &= \sigma_i \left\{ \frac{\rho_{im}\phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha} - \sqrt{1 - \rho_{im}^2} \left( \int_0^\beta \Phi^{-1}(q) dq + \int_\beta^1 \Phi^{-1}(q) dq \right) \right\} - \mu_i \\ &= \underbrace{\sigma_i \frac{\rho_{im}\phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha}}_{-\mu_{i|m}} - \underbrace{\sigma_i \sqrt{1 - \rho_{im}^2}}_{\sigma_{i|m}} \underbrace{\left( \frac{1}{\beta} \int_0^\beta \Phi^{-1}(q) dq \right)}_{E(A)} \underbrace{\beta}_{P(A)} - \\ &\quad \underbrace{\sigma_i \sqrt{1 - \rho_{im}^2}}_{\sigma_{i|m}} \underbrace{\left( \frac{1}{1 - \beta} \int_\beta^1 \Phi^{-1}(q) dq \right)}_{E(A^C)} \underbrace{(1 - \beta)}_{P(A^C)} \end{aligned}$$

donde

$$\begin{aligned} E(A) &= E \left( \frac{(r_i - \mu_{i|m})}{\sigma_{i|m}} | r_i < CoVaR_{i|m}(\alpha, \beta), r_m < VaR_m(\alpha) \right), \\ P(A) &= P(r_i < CoVaR_{i|m}(\alpha, \beta) | r_m < VaR_m(\alpha)), \\ E(A^C) &= E \left( \frac{(r_i - \mu_{i|m})}{\sigma_{i|m}} | r_i > CoVaR_{i|m}(\alpha, \beta), r_m < VaR_m(\alpha) \right) \text{ and} \\ P(A^C) &= P(r_i > CoVaR_{i|m}(\alpha, \beta) | r_m < VaR_m(\alpha)). \end{aligned}$$

De la solución de estas integrales,

$$\begin{aligned} E(A) &= \frac{-1}{\beta} \phi(\Phi^{-1}(\beta)) \\ E(A^C) &= \frac{1}{1 - \beta} \phi(\Phi^{-1}(\beta)). \end{aligned}$$

Por consiguiente

$$CoES_{i|m}(\alpha, \beta) = \sigma_i \left( \frac{\sqrt{1 - \rho_{im}^2} \phi(\Phi^{-1}(\beta))}{\beta} + \frac{\rho_{im} \phi(\Phi(\alpha))}{\alpha} \right) - \mu_i,$$

## B Apéndice en línea

### B.1 Proceso de limpieza de la base de datos inicial

Hay dos tipos de procesos de limpieza para los datos descargados de los estados reservados. El primero se refiere a aquellos fondos que, por su política de reembolso o sus características idiosincráticas, pueden sesgar los resultados del estudio. El segundo se basa en aquellos fondos para los cuales no se obtiene la suficiente información de los códigos ISIN de los activos en los que invierten. Esta falta de información se debe a que algunos fondos están invirtiendo en otros fondos y, por lo tanto, es difícil trazar la exposición a la calidad crediticia, al sector o al país en el que se mantienen los activos finales. El vínculo de propiedad entre fondos crea un canal de transmisión del contagio interesante. Sin embargo, el análisis de este enlace está fuera del alcance de este artículo. Este estudio se centra en el riesgo sistémico resultado del desajuste de liquidez. De los fondos que superan estos dos filtros de limpieza, hacemos hincapié en los que han estado activos durante el periodo 2009-2020.

Con respecto a los estilos de fondos que presentan una política de reembolsos particular, se excluyen del análisis los siguientes tipos de fondos:

- i) Los fondos garantizados entrañan grandes costes por la retirada de la inversión, salvo que esta se produzca en ciertos periodos conocidos como ventanas de liquidez. Teniendo en cuenta la política de reembolsos de este tipo de fondos, se espera que presenten un tipo de patrón de reembolsos que difiera de los fondos abiertos. La inclusión de fondos garantizados puede generar una distorsión en la estimación de los parámetros del modelo.
- ii) Los fondos de gestión pasiva con un rendimiento objetivo tienen una política de reembolsos similar a los fondos garantizados y han sido excluidos por las mismas razones.
- iii) También se excluyen los fondos que pagan dividendos porque generan distorsiones como consecuencia de los efectos de la distribución de beneficios sobre el patrimonio del fondo. Además, estos pagos condicionan también el comportamiento de los inversores en materia de reembolsos.
- iv) Los *side pockets* y los fondos de fondos (FHF) se eliminan de nuestra muestra original por sus características particulares, que no son representativas del sector de fondos de inversión españoles.
- v) Los fondos con una serie temporal inferior a los 6 meses o con un patrimonio inferior 1,5 millones de euros también se eliminan porque los bajos patrimonios pueden crear flujos sumamente elevados, medidos como una ratio de los activos del fondo, y el patrón de flujos podría ser errático cuando los fondos se han creado recientemente.

En lo referente a la información de la cartera del fondo, solo se incluyen aquellos fondos en los que al menos un 60 % de su cartera pueda ser rastreada, es decir, que su inversión en otros fondos es inferior al 40 % de su patrimonio.

## B.2 Categorías de fondos

Los fondos de la muestra se clasifican en uno de estos ocho modelos comerciales:

- Fondos de renta fija.
  - Fondos de renta fija soberana: aquellos fondos de renta fija que poseen más de un 40 % de su cartera en deuda soberana.
    - Fondos de renta fija soberana mayorista (WB): aquellos fondos de renta fija soberana cuyos inversores que poseen más de 150.000 euros representan al menos el 50 % del patrimonio del fondo.
    - Fondos de renta fija soberana minorista (RB).
  - Fondos de renta fija corporativa: aquellos fondos de renta fija que poseen más del 60 % de su cartera en deuda privada.
    - Fondos de renta fija corporativa de grado de inversión (IG).
    - Fondos de renta fija corporativa de alta rentabilidad (HY): aquellos fondos de renta fija corporativa que poseen más del 20 % de su proporción en deuda privada en activos cuya calidad crediticia se encuentra por debajo de BBB.
  - Fondos de renta fija mixta (MX): aquellos fondos de renta fija que no cumplen los criterios previos para ser considerados fondos de renta fija soberana o corporativa.
- Fondos de renta variable.
  - Fondos de renta variable mayorista (WS): aquellos fondos de renta variable cuyos inversores que poseen más de 150.000 euros representan al menos un 50 % del patrimonio del fondo.
  - Fondos de renta variable minorista (RS).
- Otros fondos (OT): Esta categoría incluye los fondos de rendimiento absoluto y los fondos globales.