

2024 - Vol. 2 - n.º 5 - Artículo 3

Interdependencia bancaria y transmisión del riesgo soberano: Evidencia de Estados Unidos, Europa y Reino Unido

Christian Jorge Carreiro^a

Seleccionado en la segunda convocatoria de trabajos de fin de máster de la Revista de Economía y Finanzas

Tutores: Ana Iglesias Casal^b y Carmen López Andión^c^a Doctorando en Economía y Empresa, Universidad de Santiago de Compostela, España.^{b c} Departamento de Economía Cuantitativa, centro de investigación ECOBAS, Universidad de Santiago de Compostela.**JEL CODES:**

G21; G32; C32; C58

KEYWORDS:Connectedness;
Sovereign Debt;
Spillovers; Volatility

Abstract: The objective of this paper is to analyze the interdependence between the European, North American and English banking systems for the 2019-2024 period from a financial risk transmission perspective and the analysis of the transmission of sovereign risk from each area to its own banking system. Two methodological approaches have been used to accomplish these objectives. The first one is based on the estimation of VAR-BEKK-X and VAR-DCC-X models, and the well-known connectedness approach proposed by Diebold and Yilmaz. The results shed light on the fact that the European and English banking systems are highly interdependent, as shown by their high correlation, while the North American banking system and the former ones have a lower and more variable correlation. Ultimately, spillover effects were found among the three banking systems, although it was not possible to determine their direction, and, albeit weaker, spillovers also show up between sovereigns and banking.

CÓDIGOS JEL:

G21; G32; C32; C58

PALABRAS CLAVE:Conectividad; Deuda
Soberana; Spillovers;
Volatilidad

Resumen: El objetivo de este trabajo es el análisis de la interdependencia de los sectores bancarios de Europa, Estados Unidos y Reino Unido para el periodo 2019-2024 desde una perspectiva de transmisión del riesgo financiero y el análisis de la transmisión del riesgo soberano de cada área hacia su sector bancario. Para lograr este objetivo, se utilizan dos tipos de metodología, la primera consistente en la estimación de modelos VAR-BEKK-X y VAR-DCC-X, mientras que la segunda es el conocido enfoque de la conectividad propuesto por Diebold & Yilmaz. Los resultados muestran la gran dependencia entre la banca europea e inglesa manifestada a través de su alta correlación, mientras que la banca estadounidense y las restantes han mantenido una correlación más baja y variable. Asimismo, se hallan efectos spillover entre los tres sectores bancarios, aunque no se ha podido determinar el sentido de la transmisión. También se han hallado dichos efectos, aunque débiles, entre la deuda soberana y sus respectivos sectores bancarios.

1. Introducción

El sector bancario es crucial para la economía global y nacional, por lo que entender sus problemas, riesgos y vulnerabilidades es esencial para prevenir crisis financieras como la de 2008. Analizar la interconexión entre sistemas bancarios internacionales es especialmente relevante, ya que comprender estas relaciones puede facilitar la creación de marcos regulatorios que impidan el contagio de crisis a nivel mundial (Choudhry & Jayasekera, 2014; Chen et al., 2022; Zhao et al., 2022).

Por otro lado, es importante entender como otros mercados, activos y sectores afectan a la banca través de la exposición que a estos mantienen. En este sentido, son diversos los trabajos que indagan la relación y los efectos de las carteras de deuda soberana de la banca (Angeloni & Wolff, 2012; Altavilla et al., 2017; Bottero et al., 2020; Baziki et al., 2023), así como los determinantes de dicha exposición (Altavilla et al., 2017; Ongena et al., 2019), mostrando la influencia que esta exposición tiene en el perfil de riesgo de las entidades e incluso como influye en su capacidad de crédito, llegando a afectar de esta manera a la economía real.

En este trabajo, se tratará de analizar e indagar acerca de la relación entre 3 sectores bancarios relevantes: el estadounidense, el europeo y el de Reino Unido durante los últimos 5 años, pudiendo así capturar fenómenos como la pandemia del COVID-19, el estallido de la guerra de Ucrania y la quiebra del Silicon Valley Bank. El objetivo que se perseguirá es doble. Por un lado, se analizará la interconexión de los anteriores sectores bancarios, cuestión interesante para el caso de Reino Unido tras el Brexit, a través de la modelización de las correlaciones, la conectividad entre ellos y el estudio de efectos spillover. Por otro lado, se estudiará si se induce la incertidumbre en los mercados de renta fija soberana de las áreas anteriormente mencionadas a la incertidumbre de sus sectores bancarios. De esta forma se podrá obtener evidencia de la relación que con la primera han tenido los diferentes sectores bancarios durante los últimos turbulentos años.

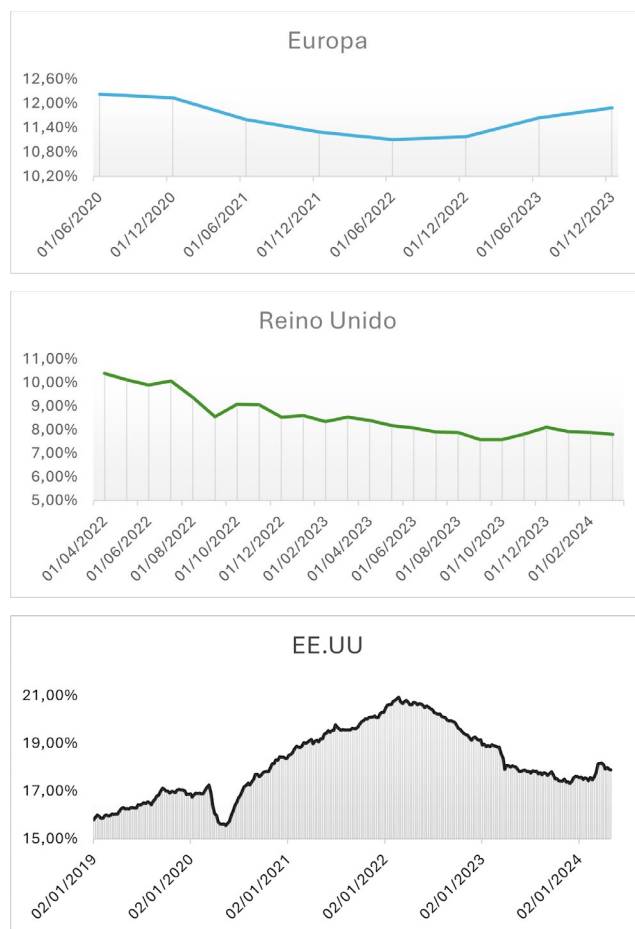
La estructura del trabajo se organiza de la siguiente manera: en el **apartado 2** se realiza una revisión de la literatura, subdividiéndola en una primera revisión de la evolución reciente de las tenencias de deuda soberana de la banca de las áreas anteriores y la exposición de la literatura que evidencia los efectos de la relación entre la banca y la deuda soberana. Mientras que en la segunda parte se trata la literatura que analiza la transmisión del riesgo y las técnicas más ampliamente utilizadas; en el **apartado 3** se realizará una exposición metodológica, indicando las características más relevantes de la metodología empleada para lograr el objetivo propuesto, y un análisis de los datos utilizados; en el **apartado 4** se presentarán los resultados mientras que en último lugar en el **apartado 5** se indicarán las conclusiones obtenidas.

2. Revisión de la literatura

2.1. El sector bancario y su relación con la deuda soberana.

Para una correcta comprensión de la relación del sector bancario con la deuda soberana, conviene en un primer momento visualizar como ha sido la evolución de la exposición a esta en los últimos años.

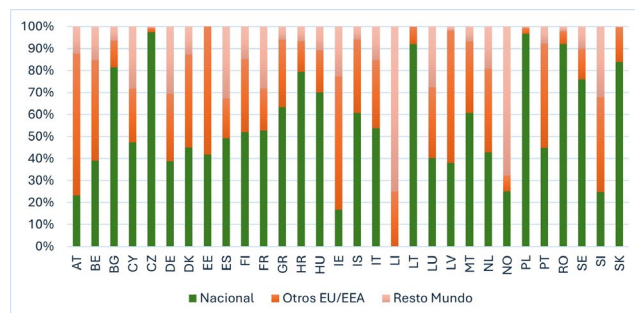
Gráfico 1: Evolución de la exposición soberana de las diferentes áreas seleccionadas (% sobre activos totales)



Fuente: Elaboración propia con datos de la EBA, BoE y FED.

El Gráfico 1 muestra que la exposición soberana ha evolucionado de manera distinta en cada área. En Europa, la exposición disminuyó desde 2020 hasta el primer semestre de 2022, aumentando luego hasta niveles similares a finales de 2023 (de 12% en 2020 a 11,89% a finales de 2023). La banca inglesa ha mostrado una tendencia a la baja, llegando a una exposición del 7,8% en marzo de 2024 frente al 10,38% al inicio. En contraste, la banca estadounidense aumentó su exposición desde mediados de 2020 hasta principios de 2022 (llegando al 21%), y aunque ha disminuido desde entonces, se mantiene en 17,88%, por encima del 15,79% inicial.

Gráfico 2: Composición de las carteras de deuda soberana de los países europeos según origen en el 4ºT de 2023



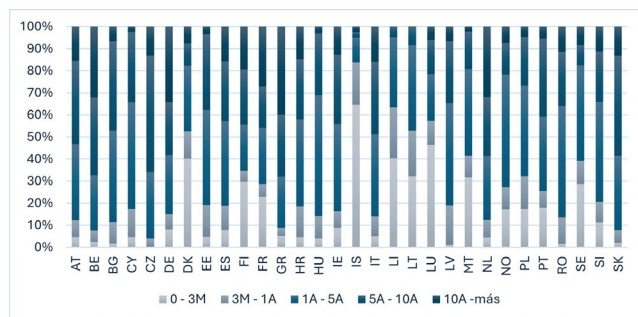
Fuente: Elaboración propia con datos de la EBA.

Nota gráfico 2: AT-Austria, BE-Bélgica, BG-Bulgaria, CY-Chipre, CZ- República Checa, DE-Alemania, DK-Dinamarca, EE-Estonia, ES-España, FI-Finlandia, FR-Francia, GR-Gran Bretaña, HR-Croacia, HU-Hungría, IE-Irlanda, IS-Islandia, IT-Italia, LI-Liechtenstein, LT-Lituania, LU-Luxemburgo, LV-Letonia, MT-Malta, NL-Países Bajos, NO-Noruega, PL-Polonia, PT-Portugal, RO-Rumanía, SE-Suecia, SI-Eslovenia y SK-Eslovaquia.

El Gráfico 2 muestra la predominancia de títulos nacionales en la exposición soberana de la banca europea. En el último trimestre de 2023, la banca en República Checa y Portugal tiene una exposición nacional del 97%, mientras que en Lituania es mínima, apenas un 0,2%. En promedio, el sector bancario europeo tiene una exposición nacional significativa, representando alrededor del 49% del total en ese trimestre.

El Gráfico 3 presenta la composición de las carteras bancarias por vencimiento, lo cual aproxima su sensibilidad a las variaciones en los tipos de interés. En general, predominan los plazos cortos (menos de 1 año) y medios (1 a 5 años) que representan alrededor del 52% del total. En países como Eslovaquia y República Checa, estas proporciones son del 40% y 35% respectivamente, lo que indica que sus carteras de renta fija son más sensibles a los cambios en los tipos de interés.

Gráfico 3: Composición por vencimientos de las carteras de renta fija soberana de los países europeos



Fuente: Elaboración propia con datos de la EBA.

En Islandia y Lituania, la exposición de la banca a vencimientos de hasta 5 años alcanza cerca del 95% de su cartera de renta fija. Dado el peso de la deuda soberana en los balances bancarios, es importante considerar los estudios previos que evidencian los riesgos asociados a esta exposición y los factores que pueden desencadenarlos.

En Altavilla et al. (2017), donde estudian los determinantes de la exposición soberana de la banca europea durante 2007 a 2015 y como está afecta a su capacidad de crédito, exponen algunos motivos, por los que la banca mantiene renta fija soberana. El primero es lo que se denomina *persuasión moral*. Según esta hipótesis, los bancos de propiedad pública o que han sido rescatados son más propensos a mantener una exposición superior a dichos títulos¹, sobre todo los del país en el que se ubican, que los bancos que no cumplen estas características.

De hecho, Ongena et al. (2019) investigan acerca de esta *persuasión moral* durante el periodo de crisis de la deuda soberana europea. Concluyen que existe una “coordinación” notable entre los bancos nacionales y la deuda soberana especialmente en momentos de estrés fiscal, jugando los primeros un papel estabilizador al reducir dicho estrés fiscal, y actuando así como “compradores de último recurso” cuando para los demás actores del mercado no es atractivo. Asimismo, indican que el efecto es mucho más notable en los bancos de propiedad estatal siendo indiferente a las tenencias iniciales de dichos activos, su patrimonio neto o incluso el flujo de depósitos que estos reciben.

Altavilla et al. (2017) también indican que los bancos poco capitalizados son más propensos a la exposición de deuda soberana de alto riesgo, en una especie de apuesta por obtener grandes rentabilidades. Su investigación concluye que en los países más afectados por la crisis soberana los bancos públicos y poco capitalizados aumentaron sus tenencias de deuda soberana nacional. Además, las exposiciones soberanas en estos países facilitaron la transmisión del estrés soberano al crédito corporativo y a otros mercados, llevando a los bancos en crisis a reducir el crédito incluso en países sin problemas de deuda soberana.

En este sentido autores como Angeloni & Wolff (2012), investigan si la banca se ve afectada en su desempeño en los mercados de capitales por sus tenencias de deuda soberana de países vulnerables durante la crisis (como Italia, Grecia o España). Su principal conclusión es que en 2008 y años posteriores la ubicación del banco influye en la relación entre su riesgo y el riesgo soberano, además de depender de la credibilidad del gobierno y la estabilidad de la economía y el sistema financiero.

Otros trabajos como el de Baziki et al. (2023) indagan acerca de cómo afecta la composición de las carteras de deuda soberana al perfil de riesgo de los bancos. Centrándose en la banca europea para el periodo 2008-2018 muestran que aquellos bancos localizados en países con mayor riesgo soberano son más arriesgados y que los bancos con mayores tenencias de deuda soberana de su país no presentan más riesgo que los que poseen menor proporción de esta.

Otro efecto relevante es lo que se denomina *nexo soberano-bancario*, esto es, la transmisión del riesgo soberano hacia la banca que se da vía deterioro de las notables carteras de renta fija soberana (y no soberana) que los bancos mantienen, impactando las variaciones del valor de mercado de dichos títulos en el valor de mercado de los bancos, ya sea a través de su cuenta de resultados, patrimonio o valor económico (Ibarz et al., 2022), fenómeno con especial relevancia en escenarios de crisis. En esta línea, trabajos como el de Caporin et al. (2019) investigan dicho fenómeno utilizando las permutas de incumplimiento crediticio (CDS) soberanas de Dinamarca y dos bancos daneses durante su quiebra en los años de la crisis financiera, los cuales no fueron rescatados por el gobierno, y concluyen que dicha decisión por parte del gobierno danés permitió evitar este fenómeno y alejar al país de los riesgos a los que dichos bancos estaban expuestos.

¹ Sobre todo en épocas de estrés en los mercados de deuda soberana.

Otros efectos documentados en la literatura son los inducidos a la oferta de crédito. En este sentido, como ya se evidenció en Altavilla et al. (2017), Bottero et al. (2020) investigan la propagación de las tensiones financieras durante la crisis financiera hacia la economía italiana a través del deterioro de las tenencias de títulos por parte de los bancos. Los autores concluyen que, durante la agitación de los mercados soberanos a consecuencia del rescate a Grecia, se produjo una contracción de la oferta de crédito por parte de instituciones financieras más expuestas a deuda soberana de países afectados², produciendo así una caída en la inversión y empleo, sobre todo en pequeñas empresas más dependientes de la financiación bancaria.

2.2. Análisis de la transmisión del riesgo y spillovers de volatilidad.

La transmisión de la volatilidad en activos y mercados financieros es fundamental para entender y caracterizar el riesgo e incertidumbre, aspectos clave en decisiones de inversión. Este conocimiento permite diseñar carteras que minimicen la exposición al riesgo, medir pérdidas potenciales o valorar activos financieros, especialmente derivados como las opciones, donde el riesgo tiene un papel central.

En este sentido, Sadorsky (2012) analiza los spillovers de volatilidad entre los rendimientos del petróleo y los de empresas de energías limpias y tecnológicas, aplicando modelos GARCH multivariantes (BEKK, CCC, DCC) con varianzas VARMA, utilizando los resultados para optimizar carteras y ratios de cobertura. Los resultados muestran que las empresas tecnológicas presentan mayor correlación con las empresas de energías limpias que con el petróleo, y que este puede servir como cobertura para inversiones en energías limpias.

Chen et al. (2020) investigan la existencia de spillovers de volatilidad y las correlaciones dinámicas entre el *Mainland New Energy Index*, *Rare earth Industry index* y el precio del petróleo Brent. Utilizando un VAR-BEKK asimétrico y un DCC, arrojan luz sobre el hecho de que el mercado de tierras raras ha sido el nexo de transferencia de riesgo entre los mercados de nuevas energías y el de petróleo en China. Asimismo, muestran la alta interdependencia entre el mercado de tierras raras y el mercado de energías nuevas. Song et al. (2022) estudian efectos spillover entre la generación de energía solar y eólica. Con esta finalidad utilizan un VAR para la media condicional, un VARMA-GARCH para las varianzas y la aproximación de Diebold & Yilmaz (2012), para construir los índices de conectividad o de spillovers propuestos por estos y, en base a ellos, obtener ratios de cobertura y ponderaciones óptimas. De los resultados de su trabajo concluyen la existencia de efectos spillover de volatilidad dinámicos entre la generación de energía eólica y solar con tendencia y ciclo dependientes de la nueva capacidad instalada de ambas energías, al mismo tiempo que muestran una correlación dinámica negativa en las correlaciones de estas.

Lin et al. (2014) tratan de hallar efectos spillover entre el mercado de petróleo y los mercados de acciones de Ghana y Nigeria utilizando un DCC con especificación VARMA-GARCH y utilizando los resultados para la construcción de

ratios de cobertura y ponderaciones óptimas. Por otro lado, Mensi et al. (2014) investigan dichos efectos de transmisión de volatilidad entre mercados energéticos y de materias primas utilizando un VAR-BEKK y un VAR-DCC, encontrando efectos bidireccionales en el mercado de cebada para cada uno de los mercados de petróleo y la gasolina. Un caso algo diferente es el de Chen et al. (2023), el cual encuentra una débil correlación entre el *Baltic Dry Index*, el mineral de hierro y el petróleo Brent utilizando una Cópula dinámica, aunque sí halla efectos spillover entre los tres mercados utilizando un VAR-BEKK-X.

Por otra parte, existen trabajos en este ámbito orientados al sector bancario. Apostolakis et al. (2022) utilizan un modelo TVP-VAR y un DCC para, a través del enfoque de la conectividad y la modelización de las correlaciones dinámicas, encontrar los sectores bancarios de los países del G7 transmisores y receptores de efectos spillover. De su estudio concluyen que dicho efecto es significativo entre los mercados bancarios estudiados, sobre todo en los mercados europeos, aunque resaltan la heterogeneidad en la respuesta a shocks comunes de los diferentes integrantes del mencionado continente.

Chen et al. (2022), muestran que entre las nuevas finanzas digitales y los bancos tradicionales se produce un mayor efecto transmisor en las rentabilidades que en la volatilidad, resaltando que los bancos de propiedad estatal son los que más presentan estos efectos en volatilidad, al mismo tiempo que destaca el carácter de exportador neto de volatilidad que tienen las finanzas por internet. Choudhry & Jayasekera (2014) estudian la transmisión de la volatilidad en el sector bancario europeo durante la crisis financiera del 2008. A través de un GJR-GARCH bivalente llegan a la conclusión de que existió un incremento en los spillovers en volatilidad y rendimiento entre las principales economías europeas y las más pequeñas, principalmente de Alemania, Reino Unido y EE.UU. hacia las pequeñas economías (España, Italia y Portugal, por ejemplo). Sin embargo, esto no se ha dado en el sentido inverso, obteniendo así evidencia de efecto asimétrico.

Zhao et al. (2022), estudian efectos spillover en los sectores bancarios para los países del *Belt and Road*. Utilizando un modelo VAR-BEKK-GARCH concluyen el papel trascendental que posee China como exportador y receptor de la mayor parte de los efectos spillover. Otros estudios encuentran, haciendo uso de un modelo DCC, regresiones cuantil y utilizando la medida del VaR, la mayor respuesta del sector bancario a nivel global ante la crisis financiera del 2008 frente a la situación del COVID-19 y la reciente guerra de Rusia y Ucrania (Batten et al., 2023).

Para finalizar, se muestran algunos hallazgos y evidencia sobre la transmisión del riesgo entre el mercado de deuda soberana (y de la renta fija en general) y el sector bancario. En esta línea se encuentran trabajos como el de Keddad & Schalck (2020) que utilizando un *Markov Switching-Time-variant parameter model* (MS-TVP), miden el impacto del riesgo soberano sobre los mercados de CDS de la industria bancaria y concluyen que los diferenciales de los CDS soberanos pueden considerarse buenos indicadores de alerta para predecir la evolución de diferenciales de los CDS

² Grecia, Irlanda, Portugal y España

bancarios hacia un régimen de crisis. Conclusión similar alcanzan Gomez-Puig et al. (2019), donde, entre otras técnicas, utilizan la aproximación propuesta por Diebold & Yilmaz (2012), hallando evidencia de una fuerte interconexión y co-movimientos entre los indicadores de riesgo de la banca local y soberanos europeos.

El estudio y medición del riesgo y su transmisión entre mercados, activos, países y sectores es crucial no solo para decisiones de inversión, sino también para orientar políticas económicas, especialmente en sectores como el bancario. Esto ayuda a mitigar riesgos indirectos derivados de la exposición y las relaciones entre países o sectores, contribuyendo así a mantener la estabilidad financiera.

3. Metodología y datos

Considérense $i = \{1, 2, \dots, N\}$ activos, y sus respectivos precios $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ en diferentes momentos del tiempo $t = \{1, 2, \dots, T\}$, donde se puede definir su rentabilidad en tiempo continuo como las primeras diferencias logarítmicas de estos precios, es decir $r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \times 100$, y considérese su representación como proceso estocástico multivariante $\mathcal{R}_t = M_t + H_t^{1/2} Z_t$, donde $\mathcal{R}_t$ es un vector columna de rentabilidades de dimensión $N \times 1$, M_t es la matriz de la media condicional, H_t es una matriz de covarianzas de dimensión $N \times N$ definida positiva y Z_t es un vector columna de perturbaciones aleatorias normales independientes e idénticamente distribuidas con igual dimensión a $\mathcal{R}_t$, cuya media es un vector de ceros y su matriz de covarianzas es I_N .

3.1. El modelo BEKK

Este modelo, propuesto por Engle & Kroner (1995), modeliza directamente la matriz de covarianzas, asegurando que dicha matriz sea definida positiva al estar basada en formas cuadráticas, a diferencia del modelo *VECH* de Bollerslev et al. (1988) utilizado hasta entonces, incluso en su versión diagonal. El modelo tiene la siguiente especificación:

$$H_t = C_0 C_0' + \sum_{i=1}^m A_i (\varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}') A_i' + \sum_{j=1}^s B_j H_{t-j} B_j' + \sum_{k=1}^n D_k (\varepsilon_{t-k} \varepsilon_{t-k}' | \varepsilon_{t-k} < 0) D_k' \quad [1]$$

Donde C_0 es una matriz triangular inferior y A_i , B_j y D_k son matrices de parámetros de dimensión $N \times N$, donde la última matriz recoge el efecto asimétrico. El inconveniente de este modelo es, por un lado, que el número de parámetros a estimar $(N^2(m + s + n) + N(N + 1)/2)$ es grande y crece rápidamente al incluir más variables, o más retardos y, por otra parte, los parámetros no tienen interpretación directa. Además, las correlaciones no se modelizan directamente, sino que se obtienen como $\rho_{i,t} = h_{ij,t} / \sqrt{h_{ii,t} h_{jj,t}}$, donde h_{ij} es la covarianza entre la serie i y la serie j .

Con esta especificación, la significatividad de los elementos no diagonales de las matrices de parámetros, indican la existencia o no de efectos spillover de volatilidad entre los

mercados estudiados. Asimismo, en este modelo se pueden incluir variables exógenas siguiendo a Chen et al. (2020, 2023) y Zheng et al. (2022), añadiendo a la ecuación $[1]$ $EE'X$, donde E es una matriz triangular inferior como C_0 , y X el vector de las observaciones de la mencionada variable exógena³.

3.2. El modelo de correlación condicional dinámica (DCC)

Propuesto por Engle (2002), este modelo trata de ir un paso más allá en la modelización de la matriz de covarianzas, utilizando la siguiente parametrización:

$$H_t = D_t^{1/2} R_t D_t^{1/2} \quad [2]$$

$$R_t = \text{diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-1/2} \quad [3]$$

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta) \bar{Q} + \alpha z_{t-1} z_{t-1}' + \beta Q_{t-1} \quad [4]$$

Donde D_t es una matriz diagonal de dimensión $N \times N$ compuesta por las varianzas condicionales, R_t es la matriz de correlaciones condicionales de los residuos estandarizados, Q_t es una matriz definida positiva de igual dimensión que D_t y, $\bar{Q}$ es la matriz de correlaciones incondicionales. En la ecuación [4] los parámetros deben cumplir $0 < \alpha + \beta < 1$.

Además, se utiliza una especificación VARMA para las varianzas condicionales. Esta formulación propuesta por Ling & McAleer (2003) permite realizar inferencia sobre los parámetros que acompañan a los retardos de los residuos y las varianzas de las restantes series, para comprobar si existen efectos spillover entre estas, siendo posible también la inclusión de variables exógenas y efecto asimétrico. Su especificación es:

$$h_{ii,t} = c_{ii} + \sum_{j=1}^J a_{ij} \varepsilon_{j,t-1}^2 + \sum_{j=1}^J \beta_{ij} h_{ij,t-1} \quad [5]$$

La estimación de los parámetros $\zeta = (\theta, \nu)$, se lleva a cabo por máxima verosimilitud asumiendo una distribución t de Student con ν grados de libertad para los residuos estandarizados, siendo el log-verosimilitud:

$$\mathcal{L}_T(\zeta) = T \ln \left(\frac{\Gamma(\frac{\nu+N}{2})}{\Gamma(\frac{\nu}{2})} \right) - \frac{TN}{2} \ln(\pi(\nu - 2)) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln |H_t| - \frac{N+\nu}{2} \sum_{t=1}^T \ln \left(1 + \frac{z_t' z_t}{\nu-2} \right) \quad [6]$$

3.3. El enfoque de la conectividad

Diebold & Yilmaz (2012) proponen para construir índices de conectividad utilizar la descomposición generalizada de la varianza del error de predicción (GFEVD) de los modelos VAR, propuesta por Pesaran & Shin (1998) y Koop et al. (1996), la cual computa los residuos de tal forma⁴ que dicha descomposición no se ve alterada por la ordenación de las variables en el sistema. Partiendo de la representación de un modelo VAR como un VMA:

³ Que en este caso será el cuadrado de los rendimientos logarítmicos de los índices de renta fija.

⁴ Ver Pesaran (2015) para el desarrollo matemático y mayores detalles.

$$VAR(p) \rightarrow \mathcal{R}_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i \mathcal{R}_{t-i} + \varepsilon_t \quad [7]$$

$$VMA(\infty) \rightarrow \mathcal{R}_t = \sum_{i=1}^{\infty} A_i \varepsilon_{t-i} \quad [8]$$

donde $\varepsilon_t \sim (0, \Sigma)$ es un vector de perturbaciones independientes e idénticamente distribuidas; A_i es una matriz de parámetros de dimensión $N \times N$, obtenida mediante sustitución recursiva como $A_i = \Phi_1 A_{i-1} + \Phi_2 A_{i-2} \dots + \Phi_p A_{i-p}$. La GFEVD viene dada por:

$$\Psi_{ij}(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} e_i' A_h \Sigma A_h' e_i} \quad [9]$$

Donde Σ es la matriz de covarianzas del vector de perturbaciones, σ_{jj} es la desviación típica de la ecuación j y e_i es un vector de selección con 1's en la posición i y 0's en las demás. Dado que esta descomposición no se basa en residuos ortogonales, la suma de las contribuciones a la varianza del error de predicción no suma necesariamente 1, es decir $\sum_{j=1}^N \Psi_{ij}(H) \neq 1$. Por ello Diebold & Yilmaz (2012) proponen:

$$\tilde{\Psi}_{ij}(H) = \frac{\Psi_{ij}(H)}{\sum_{j=1}^N \Psi_{ij}(H)} \quad [10]$$

De esta forma $\sum_{j=1}^N \tilde{\Psi}_{ij}(H) = 1$ y $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\Psi}_{ij}(H) = N$. Con esto, los índices que dichos autores proponen se indican a continuación:

- Índice total de spillovers

$$S(H) = \frac{\sum_{j=1}^N \tilde{\Psi}_{ij}(H)}{N} \times 100 \quad [11]$$

Este índice mide la contribución de los spillovers de los shocks de volatilidad de todas las series a la varianza del error de la predicción. Puede interpretarse como una medida del grado de conexión de las series.

- Índice direccional de spillovers

$$S_{i \leftarrow j}(H) = \frac{\sum_{j=1}^N \tilde{\Psi}_{ij}(H)}{N} \times 100 \quad [12]$$

$$S_{j \leftarrow i}(H) = \frac{\sum_{j=1}^N \tilde{\Psi}_{ji}(H)}{N} \times 100 \quad [13]$$

Estos índices permiten analizar la dirección de los spillovers de volatilidad de cada serie. Así, la primera expresión indica los spillovers recibidos por parte de la serie i procedentes de las series j y la segunda expresión mide los spillovers que la serie i envía a todas las demás series j .

- Índice neto de spillovers

$$S_i(H) = S_{j \leftarrow i}(H) - S_{i \leftarrow j}(H) \quad [14]$$

Este índice es el resultado de restar a los spillovers transmitidos desde la serie i hacia todas las demás los que esta recibe de todas ellas y, por tanto, permite caracterizar si dicha serie recibe más o menos volatilidad de lo que transmite a las demás.

- Índice neto por pares de spillovers

$$S_{ij}(H) = \left(\frac{\tilde{\Psi}_{ji}(H) - \tilde{\Psi}_{ij}(H)}{N} \right) \times 100 \quad [15]$$

Este índice, a diferencia del anterior, es el resultado de restar los spillovers recibidos por la serie i procedentes de la serie j , de esta forma es posible entender la naturaleza de la conexión entre las series desde un punto de vista más detallado entre pares de estas, para así discernir en qué momentos una induce volatilidad a la otra y viceversa.

3.4. Datos

Como variables representativas de los sectores bancarios de Europa, Reino Unido y Estados Unidos se utilizarán el Euro STOXX Banks (SX7E), el FTSE 350 Banks (FTNMX301010) y el NASDAQ Banks (IXBK) respectivamente. Por otro lado, como variables representativas de la renta fija de cada área se utilizarán el ICE BofA 7-10Y German Bond Index para Europa (MERG4DO), ICE U.S Treasury 7-10Y Bond Index (IDCT7RT) para el caso de Estados Unidos y Refinitiv UK 7-10 Years Government Total Market Index (TRXAU-KGOV710D) para Reino Unido. El periodo muestral abarca desde el 01/01/2019 hasta el 24/05/2024, y todos los datos se han obtenido de Datastream.

En un primer análisis de los datos, puede verse que las series de rendimientos están caracterizadas por tener una media muy cercana a 0, presentar asimetría y un notable exceso de curtosis, sobre todo las series de índices bancarios, así como por la ausencia de normalidad según el test de Jarque-Bera, indicando así distribuciones leptocúrticas.

Tabla 1: Principales estadísticos de las series utilizadas

	EUSTXBKS	FTSEBKS	NSDQBKS	GR 7-10A	UK 7-10A	US 7-10A
Media	0,04	0,01	0,01	-0,01	-0,01	0,00
Varianza	3,86	3,11	4,25	0,16	0,41	0,31
Asimetría	-0,88	-0,28	-0,34	0,57	-0,20	0,30
Exceso de curtosis	11,04	6,30	7,71	3,90	7,58	1,88
J-B	7323,92***	2343,33***	3510,53***	970,3***	3382,02***	228,97***
Observaciones	1407	1407	1407	1407	1407	1407
ADF (1 Lag)	-24,13***	-38,41***	-12,87***	-37,72***	-35,7***	-40,52***
KPSS (5 Lags)	0,12	0,20	0,08	0,22	0,16	0,23
LB (5 Lags)	20,78***	5,61	54,02***	5,26	8,10	9,27*
ARCH Test (5 Lags)	51,71***	26,75***	112,94***	52,84***	56,51***	25,13***
Correlaciones						
EUSTXBKS	1,00					
FTSEBKS	0,81	1,00				
NSDQBKS	0,58	0,56	1,00			
GR 7-10A	-0,27	-0,22	-0,13	1,00		
UK 7-10A	-0,05	0,06	0,02	0,66	1,00	
US 7-10A	-0,36	-0,27	-0,19	0,55	0,42	1,00

Nota: J-B es el estadístico de la prueba de normalidad de Jarque-Bera; ADF es el estadístico de la prueba aumentada de raíz unitaria de Dickey-Fuller con constante; KPSS es el estadístico de la prueba de estacionariedad de Kwiatkowski et al. (1992) ; LB es el estadístico de la prueba de autocorrelación de Ljung & Box, (1978). * significativo al 10%, **significativo al 5%, *** significativo al 1%.

Gráfico 4: Evolución temporal de los índices bancarios utilizados

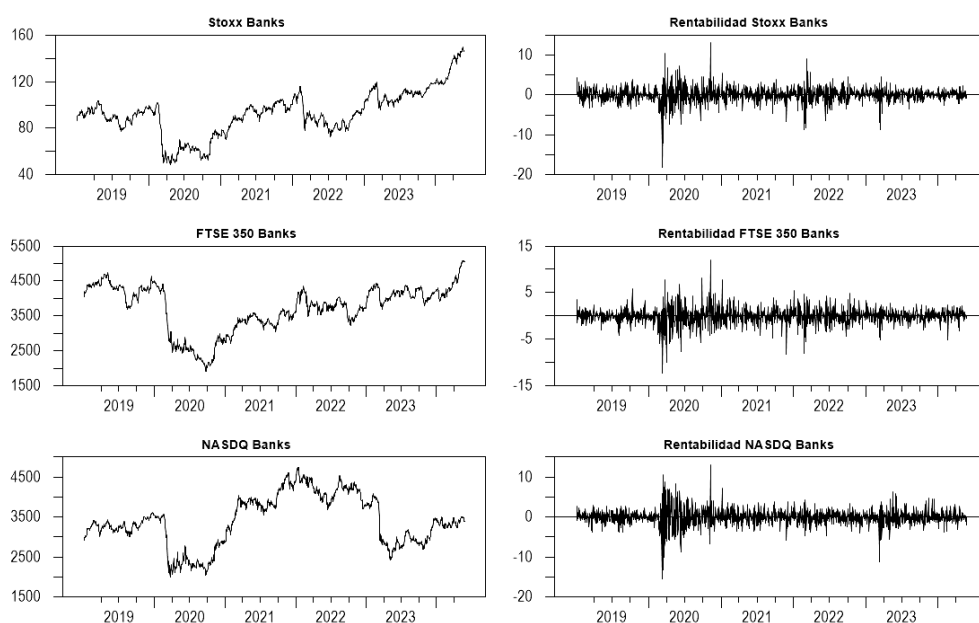
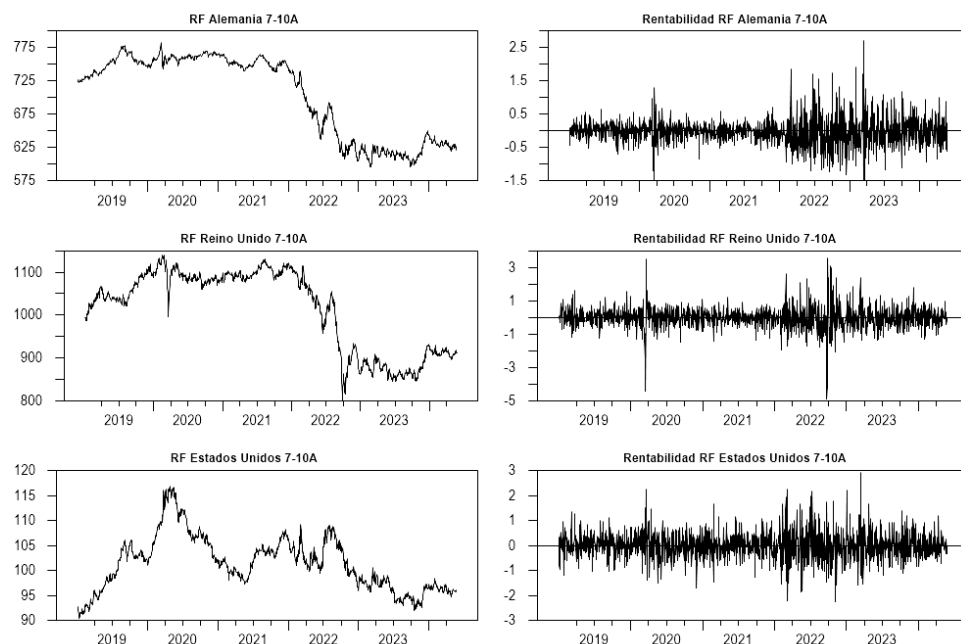


Gráfico 5: Evolución temporal de los índices de renta fija utilizados

Los tests de raíces unitarias y estacionariedad muestran que las series son estacionarias a un nivel de significación del 1%. Por otra parte, todas las series de rendimientos presentan heterocedasticidad condicional al 1% y en el caso de los índices bancarios de Europa y Estados Unidos también existe autocorrelación. Además, existe una alta correlación entre los rendimientos de los índices bancarios, sobre todo en el caso de la banca europea y de Reino Unido, mientras que, estos índices mantienen una correlación negativa con los rendimientos de los índices de renta fija, especialmente con la europea y estadounidense.

4. Resultados

La estimación de los modelos multivariantes GARCH se ha llevado a cabo incluyendo únicamente como exógena el cuadrado de los rendimientos de los índices de renta fija de una sola área cada vez, es decir, se estiman tres modelos BEKK y tres modelos DCC los cuales difieren entre sí en la exógena que se incluye en la ecuación de la varianza. Esto es debido a la gran cantidad de parámetros a estimar. De esta forma, a modo de ejemplo ilustrativo, el primer modelo llamado “BEKK GR 7-10A” es el modelo BEKK(1,1) trivariante en el que la variable exógena son los rendimientos al cuadrado del índice de renta fija de Alemania, y su efecto es recogido por los coeficientes $E(i,j)$ (los coeficientes $E(i)$ en el caso de los modelos DCC). Los coeficientes $D(i,j)$ en el caso de los modelos BEKK y los $D(i)$ en el caso de los DCC recogen los posibles efectos asimétricos. Para ambos modelos se ha asumido una distribución t-Student dada la curtosis que presentan los rendimientos de los índices. Para la modelización de la media condicional se ha

seleccionado un modelo VAR(1) de acuerdo al criterio de información de Schwarz.

Los resultados de las estimaciones (tablas 2 y 3) indican que en las ecuaciones de las varianzas condicionales los primeros retardos del cuadrado de los residuos y sus términos de asimetría tienen influencia significativa solo para Europa y Estados Unidos pues 4 de los 6 modelos indican significatividad del coeficiente de estos⁵ al 5%. Para Reino Unido no parece existir una relevancia notable de este elemento, ya que solo 2 de 6 modelos muestran significatividad del coeficiente $A(2,2)$ y $D(2,2)$ o $D(2)$ simultáneamente al 1%. En definitiva, la volatilidad del sector bancario de Reino Unido durante el periodo de estudio parece que no ha estado condicionada en gran medida por shocks de corto plazo, aunque sí hay significatividad de efecto asimétrico en 4 de los 6 modelos.

Por otro lado, se puede comprobar que la persistencia, recogida por los coeficientes $B(i,i)$, es generalmente mayor para la banca inglesa, que para el caso europeo y estadounidense. Además, puede verse la significatividad de los grados de libertad de la distribución t-Student de los residuos estandarizados.

Con respecto a las variables exógenas, el cuadrado del rendimiento de los índices de renta fija, todos los modelos BEKK coinciden en señalar la significatividad de los coeficientes $E(1,1)$ y $E(2,1)$, y ausencia de significatividad para la banca estadounidense, tal como muestran los coeficientes $E(3,1)$, $E(3,2)$ y $E(3,3)$. Sin embargo, en los modelos DCC se rechaza la significatividad de dicha variable para Europa y Reino Unido, ya que los coeficientes $E(1)$ y $E(2)$ no son significativos, mientras que se evidencia la significatividad de esta variable para la banca estadounidense, tal como indica la significatividad de $E(3)$ en la **Tabla 3**.

⁵ Los coeficientes $A(i,i)$ y $D(i,i)$ en los BEKK, $A(i)$ y $D(i)$ en los DCC

Tabla 2: Modelos BEKK estimados

BEKK GR 7-10A			BEKK UK 7-10A		BEKK US 7-10A	
	Coef.	P-Valor	Coef.	P-Valor	Coef.	P-Valor
<i>Media EUSTXBKS</i>						
<i>EUSTXBKS (-1)</i>	-0,0433	0,1324	-0,0210	0,5450	-0,0285	0,4001
<i>FTSEBKS (-1)</i>	-0,0286	0,3111	-0,0417	0,1582	-0,0419	0,1339
<i>NSDQBKS (-1)</i>	0,1310	0,0000	0,1291	0,0000	0,1361	0,0000
<i>Constante</i>	0,0700	0,0237	0,0743	0,0210	0,0680	0,0301
<i>Media FTSEBKS</i>						
<i>EUSTXBKS (-1)</i>	-0,0364	0,1558	-0,0126	0,6534	-0,0243	0,3971
<i>FTSEBKS (-1)</i>	-0,0656	0,0131	-0,0862	0,0027	-0,0813	0,0051
<i>NSDQBKS (-1)</i>	0,1295	0,0000	0,1197	0,0000	0,1250	0,0000
<i>Constante</i>	0,0365	0,1678	0,0519	0,0708	0,0454	0,0798
<i>Media NSDQBKS</i>						
<i>EUSTXBKS (-1)</i>	0,0268	0,3085	0,0422	0,2249	0,0373	0,2619
<i>FTSEBKS (-1)</i>	-0,0367	0,0938	-0,0494	0,1056	-0,0454	0,1602
<i>NSDQBKS (-1)</i>	-0,0463	0,0552	-0,0578	0,0299	-0,0521	0,0499
<i>Constante</i>	0,0273	0,4005	0,0392	0,3249	0,0320	0,3622
<i>Ecuación Varianzas</i>						
<i>C(1,1)</i>	0,2334	0,0000	0,0569	0,5797	0,2230	0,0533
<i>C(2,1)</i>	0,0358	0,1954	0,4931	0,0000	0,2404	0,2364
<i>C(2,2)</i>	0,0194	0,4277	0,0895	0,6570	0,3761	0,0001
<i>C(3,1)</i>	0,1184	0,0140	-0,0962	0,2165	0,0572	0,6746
<i>C(3,2)</i>	-0,0958	0,0872	0,1454	0,1924	-0,1162	0,1763
<i>C(3,3)</i>	0,0004	0,9976	0,0000	0,9999	0,1554	0,0265
<i>A(1,1)</i>	0,2998	0,0000	-0,0153	0,9600	0,0753	0,8109
<i>A(1,2)</i>	0,0726	0,0063	-0,1590	0,1600	-0,0810	0,5726
<i>A(1,3)</i>	0,1033	0,0008	-0,0405	0,5870	0,0133	0,9029
<i>A(2,1)</i>	-0,1813	0,0000	0,1300	0,3395	0,0447	0,8180
<i>A(2,2)</i>	0,0092	0,8670	0,4502	0,0000	0,3434	0,0088
<i>A(2,3)</i>	-0,0265	0,6475	0,1317	0,0914	0,0607	0,4500
<i>A(3,1)</i>	-0,0250	0,2774	-0,0456	0,3674	-0,0279	0,5809
<i>A(3,2)</i>	-0,0099	0,5027	-0,1222	0,0069	-0,0977	0,1767
<i>A(3,3)</i>	-0,1200	0,0524	-0,1900	0,0389	-0,1613	0,0990
<i>B(1,1)</i>	0,9022	0,0000	1,0610	0,0000	0,9976	0,0000
<i>B(1,2)</i>	-0,0444	0,0000	0,2026	0,0064	0,1190	0,2583
<i>B(1,3)</i>	-0,0391	0,0000	0,0103	0,7342	-0,0276	0,6040
<i>B(2,1)</i>	0,0564	0,0000	-0,1700	0,0968	-0,1028	0,5102
<i>B(2,2)</i>	1,0127	0,0000	0,6433	0,0000	0,7405	0,0000
<i>B(2,3)</i>	0,0147	0,1089	-0,0348	0,5607	0,0135	0,8796
<i>B(3,1)</i>	-0,0136	0,0275	0,0126	0,7675	0,0099	0,7846
<i>B(3,2)</i>	-0,0035	0,3571	0,0364	0,4389	0,0329	0,3301
<i>B(3,3)</i>	0,9714	0,0000	0,9645	0,0000	0,9586	0,0000
<i>D(1,1)</i>	0,2892	0,0014	0,1960	0,0116	0,2733	0,0007
<i>D(1,2)</i>	0,1118	0,0003	-0,1085	0,3338	-0,0091	0,9482
<i>D(1,3)</i>	0,1087	0,0118	0,0455	0,4875	0,1098	0,1077
<i>D(2,1)</i>	-0,0110	0,8405	0,1669	0,0568	0,1235	0,1371
<i>D(2,2)</i>	0,1319	0,0000	0,3861	0,0927	0,3283	0,1122
<i>D(2,3)</i>	0,0723	0,0342	0,1178	0,2392	0,0685	0,4196
<i>D(3,1)</i>	0,1318	0,0000	0,0833	0,0605	0,0835	0,1124
<i>D(3,2)</i>	0,0661	0,0016	0,0632	0,2855	0,0433	0,4100
<i>D(3,3)</i>	0,2396	0,0000	0,2213	0,1007	0,2427	0,0239
<i>E(1,1)</i>	0,1473	0,0645	0,1008	0,0005	0,2174	0,0505
<i>E(2,1)</i>	0,0836	0,0907	0,1398	0,0000	0,3093	0,0183
<i>E(2,2)</i>	0,0193	0,3380	0,0040	0,7922	0,1302	0,2271
<i>E(3,1)</i>	-0,0644	0,2727	0,0293	0,2237	0,0218	0,8074
<i>E(3,2)</i>	-0,0966	0,0894	0,0155	0,5650	0,0319	0,5520
<i>E(3,3)</i>	-0,0002	0,9984	0,0000	1,0000	0,0780	0,2462
<i>v</i>	6,2439	0,0000	6,4301	0,0000	6,4982	0,0000
<i>AIC</i>	9,9880		10,0010		9,9920	
<i>BIC</i>	10,1820		10,1950		10,1860	
<i>LOGLIK</i>	-6969,4164		-6978,9557		-6972,5713	

Tabla 3: Modelos DCC estimados

DCC GR 7-10A			DCC UK 7-10A		DCC US 7-10A	
	Coef.	P-Valor	Coef.	P-Valor	Coef.	P-Valor
<i>Media EUSTXBKS</i>						
<i>EUSTXBKS (-1)</i>	-0,0307	0,2820	-0,0309	0,2147	-0,0278	0,3892
<i>FTSEBKS (-1)</i>	-0,0372	0,2646	-0,0330	0,1683	-0,0395	0,2229
<i>NSDQBKS (-1)</i>	0,1128	0,0000	0,1109	0,0000	0,1126	0,0000
<i>Constante</i>	0,0943	0,0018	0,0973	0,0011	0,0942	0,0013
<i>Media FTSEBKS</i>						
<i>EUSTXBKS (-1)</i>	-0,0264	0,2521	-0,0272	0,1495	-0,0246	0,3838
<i>FTSEBKS (-1)</i>	-0,0660	0,0253	-0,0634	0,0105	-0,0664	0,0402
<i>NSDQBKS (-1)</i>	0,1101	0,0000	0,1095	0,0000	0,1105	0,0000
<i>Constante</i>	0,0588	0,0308	0,0613	0,0254	0,0589	0,0225
<i>Media NSDQBKS</i>						
<i>EUSTXBKS (-1)</i>	0,0308	0,3676	0,0308	0,2649	0,0304	0,3192
<i>FTSEBKS (-1)</i>	-0,0387	0,1581	-0,0375	0,1465	-0,0380	0,1799
<i>NSDQBKS (-1)</i>	-0,0536	0,0351	-0,0540	0,0477	-0,0538	0,0311
<i>Constante</i>	0,0624	0,0666	0,0658	0,0481	0,0631	0,0424
<i>Ecuación Varianzas</i>						
C(1)	0,0655	0,0564	0,0658	0,0032	0,0681	0,0337
C(2)	0,0289	0,2390	0,0293	0,0849	0,0305	0,1758
C(3)	0,0733	0,2146	0,0761	0,0033	0,0662	0,0605
A(1,1)	0,0483	0,0237	0,0418	0,0405	0,0505	0,0026
A(1,2)	-0,0265	0,0030	-0,0246	0,0075	-0,0264	0,0179
A(1,3)	0,0175	0,2299	0,0191	0,0438	0,0255	0,0011
A(2,1)	0,0230	0,0599	0,0191	0,1271	0,0258	0,0285
A(2,2)	-0,0081	0,5992	-0,0052	0,6562	-0,0098	0,4233
A(2,3)	0,0223	0,1020	0,0237	0,0097	0,0292	0,0000
A(3,1)	0,0286	0,2853	0,0264	0,2069	0,0290	0,1761
A(3,2)	-0,0186	0,5958	-0,0177	0,5312	-0,0218	0,5653
A(3,3)	0,0676	0,0311	0,0715	0,0000	0,0772	0,0000
B(1,1)	0,9008	0,0000	0,9129	0,0000	0,8966	0,0000
B(1,2)	0,0583	0,0622	0,0527	0,0447	0,0576	0,1247
B(1,3)	-0,0349	0,1443	-0,0375	0,0000	-0,0469	0,0001
B(2,1)	-0,0231	0,2373	-0,0166	0,3143	-0,0288	0,0000
B(2,2)	1,0018	0,0000	0,9970	0,0000	1,0039	0,0000
B(2,3)	-0,0317	0,1272	-0,0331	0,0009	-0,0413	0,0000
B(3,1)	-0,0350	0,4717	-0,0266	0,5067	-0,0405	0,1943
B(3,2)	0,0664	0,4108	0,0582	0,3753	0,0657	0,4659
B(3,3)	0,8577	0,0000	0,8556	0,0000	0,8442	0,0000
D(1)	0,0595	0,0018	0,0584	0,0000	0,0571	0,0007
D(2)	0,0245	0,0145	0,0218	0,0290	0,0232	0,0132
D(3)	0,0682	0,0010	0,0628	0,0002	0,0633	0,0003
E(1)	0,0043	0,9543	-0,0140	0,3606	0,1014	0,1320
E(2)	0,0239	0,5135	0,0059	0,6338	0,0883	0,1085
E(3)	0,0478	0,7377	0,0164	0,6691	0,2342	0,0039
α	0,0221	0,0025	0,0220	0,0048	0,0238	0,0069
β	0,9700	0,0000	0,9708	0,0000	0,9663	0,0000
ν	6,2011	0,0000	6,2210	0,0000	6,2528	0,0000
AIC	10,075		10,010		10,008	
BIC	10,233		10,167		10,164	
LOGLIK	-6995,4538		-6994,9966		-6993,3003	

En la **Tabla 4** se recogen los contrastes de autocorrelación sobre los residuos estandarizados y sus cuadrados. Los resultados indican ausencia de autocorrelación en los residuos excepto en el caso de la banca europea. Los cuadrados de los residuos tampoco presentan autocorrelación, lo que indica que ya no existe heterocedasticidad condicional.

Tabla 4: P-Valores de los contrastes de autocorrelación y efecto ARCH sobre las innovaciones estandarizadas y sus cuadrados

P-valores	BEKK GR 7-10A			BEKK UK 7-10A			BEKK US 7-10A		
	EU	UK	US	EU	UK	US	EU	UK	US
LB (L=10)	0,19	0,75	0,27	0,23	0,58	0,34	0,32	0,38	0,25
McL (L=10)	0,97	0,60	0,35	0,84	0,96	0,04	0,92	0,99	0,44
LB (L=20)	0,03	0,84	0,84	0,06	0,40	0,88	0,05	0,38	0,83
McL (L=20)	0,90	0,84	0,72	0,79	0,71	0,15	0,80	0,88	0,68
LB ² (L=10)	0,97	0,60	0,35	0,84	0,96	0,04	0,93	0,99	0,44
LB ² (L=20)	0,90	0,84	0,72	0,79	0,71	0,15	0,72	0,88	0,68
MVQ (L=10)	0,62			0,54			0,55		
MVQ (L=20)	0,36			0,14			0,20		
MVQ ² (L=10)	0,81			0,78			0,97		
MVQ ² (L=20)	0,35			0,60			0,79		
	DCC GR 7-10A			DCC UK 7-10A			DCC US 7-10A		
	EU	UK	US	EU	UK	US	EU	UK	US
LB (L=10)	0,08	0,61	0,45	0,08	0,65	0,45	0,12	0,55	0,41
McL (L=10)	0,33	0,65	0,94	0,21	0,71	0,94	0,50	0,67	0,96
LB (L=20)	0,03	0,67	0,93	0,03	0,69	0,93	0,05	0,61	0,91
McL (L=20)	0,66	0,78	0,89	0,52	0,83	0,89	0,78	0,82	0,89
LB ² (L=10)	0,33	0,65	0,94	0,21	0,71	0,94	0,50	0,67	0,96
LB ² (L=20)	0,66	0,78	0,89	0,52	0,83	0,89	0,78	0,82	0,89
MVQ (L=10)	0,68			0,68			0,66		
MVQ (L=20)	0,61			0,58			0,60		
MVQ ² (L=10)	0,89			0,85			0,98		
MVQ ² (L=20)	0,24			0,17			0,40		

Nota: L indica el orden de retardo utilizado en cada test; LB hace referencia al test de autocorrelación de Ljung & Box (1978) sobre las innovaciones estandarizadas, mientras que LB² hace referencia a dicho test pero sobre el cuadrado de las innovaciones estandarizadas; McL es el test de McLeod & Li (1983) para efecto ARCH; MVQ hace referencia al test de Portmanteau de Hosking (1981) sobre las innovaciones estandarizadas, mientras que MVQ² es el mismo test sobre el cuadrado de las innovaciones estandarizadas.

Respecto a los efectos spillover, siguiendo a Lin (2017), se han realizado contrastes sobre los parámetros que recogen dichos efectos (Tabla 5). Existe evidencia de dichos efectos entre los sectores bancarios europeo e inglés, pues la mayoría de tests bidireccionales indican que al menos alguno de los coeficientes es significativo, y en los tests unidireccionales se concluye que el sentido de la transmisión se ha dado desde la banca inglesa a la europea.

Del mismo modo, se evidencia la existencia de transmisión entre la banca estadounidense e inglesa, tal como indica los tests bidireccionales realizados, mientras que los

unidireccionales muestran que el sentido de la transmisión ha sido desde la banca estadounidense hacia la inglesa, dado que no se puede rechazar la no significatividad de estos parámetros a niveles de significación convencionales⁶.

Por otro lado, la relación existente entre la banca europea y estadounidense no queda clara, pues la mitad de los tests bidireccionales muestran evidencia a favor de transmisión entre ambos, mientras que la otra mitad la rechaza. Lo mismo ocurre con los tests unidireccionales, lo que no permite extraer conclusiones acerca de la existencia y la direccionalidad de estos efectos.

⁶ Con excepción del realizado en el BEKK UK 7-10A, el cual es significativo al 10%.

Tabla 5: Contrastes para los efectos spillover

BEKK GR 7-10A				BEKK UK 7-10A				BEKK US 7-10A			
Bidireccionales											
UK	EU			EU			EU				
	1883,62 (0,00)	UK		13,31 (0,04)	UK		9,00 (0,17)	UK			
US	67,43 (0,00)	24,42 (0,00)		10,04 (0,12)	25,24 (0,00)		9,82 (0,13)	13,8 (0,03)			
Unidireccionales											
↓Hacia/ Desde→											
EU	EU	UK	US	EU	UK	US	EU	UK	US		
		152,96 (0,00)	29,6 (0,00)		8,33 (0,04)	1,5 (0,68)		2,92 (0,4)	3,10 (0,38)		
UK	536,63 (0,00)		8,54 (0,04)	4,39 (0,22)		7,12 (0,07)	2,57 (0,46)		3,72 (0,29)		
US	23,45 (0,00)	11,48 (0,01)		8,82 (0,03)	16,45 (0,00)		6,87 (0,08)	5,59 (0,13)			
DCC GR 7-10A				DCC UK 7-10A				DCC US 7-10A			
Bidireccionales											
UK	EU			EU			EU				
	20,65 (0,00)	UK		51,93 (0,00)	UK		83,35 (0,00)	UK			
US	2,88 (0,58)	8,02 (0,09)		59,12 (0,00)	1041,62 (0,00)		24,26 (0,00)	766,19 (0,00)			
Unidireccionales											
↓Hacia/ Desde→											
EU	EU	UK	US	EU	UK	US	EU	UK	US		
		8,80 (0,01)	2,14 (0,34)		7,21 (0,03)	52,73 (0,00)		6,33 (0,04)	16,87 (0,00)		
UK	3,85 (0,15)		2,67 (0,26)	2,72 (0,26)		24,48 (0,00)	40,49 (0,00)		319,1 (0,00)		
US	1,14 (0,57)	0,82 (0,66)		3,01 (0,22)	1,00 (0,61)		1,9 (0,39)	0,62 (0,74)			

Nota: Los números entre paréntesis son los p-valores correspondientes al estadístico. La hipótesis nula en el caso de los contrastes bidireccionales de los modelos BEKK (y de forma análoga para los DCC) es $H_0: A(i,j)=B(i,j)=D(i,j)=A(j,i)=B(j,i)=D(j,i)=0$, es decir, en la primera tabla, el test entre EU-UK cuyo estadístico es de 1883,62, la hipótesis nula es $H_0: A(1,2)=B(1,2)=D(1,2)=A(2,1)=B(2,1)=D(2,1)=0$, en el caso de los contrastes unidireccionales, lo cuales tratan de contrastar efectos spillover unidireccionales entre los tres mercados, para los modelos BEKK (y de forma análoga para los DCC) es $H_0: A(i,j)=B(i,j)=D(i,j)=0$, es decir, para el caso de la primera tabla, el test entre EU-UK, con estadístico 152,96 hace referencia al contraste sobre los coeficientes que reflejan la influencia de Reino Unido sobre Europa, por tanto la hipótesis nula es $H_0: A(1,2)=B(1,2)=D(1,2)=0$.

En los gráficos 6 y 7 se muestran las correlaciones y varianzas condicionales resultantes de los anteriores modelos. Es preciso destacar la alta correlación existente entre la banca europea e inglesa, cercana al 0,8, mientras que la

correlación de la banca europea y estadounidense presenta un nivel más moderado y variable a lo largo del tiempo, similar a la banca inglesa y estadounidense.

Gráfico 6: Correlaciones condicionales de los modelos estimados

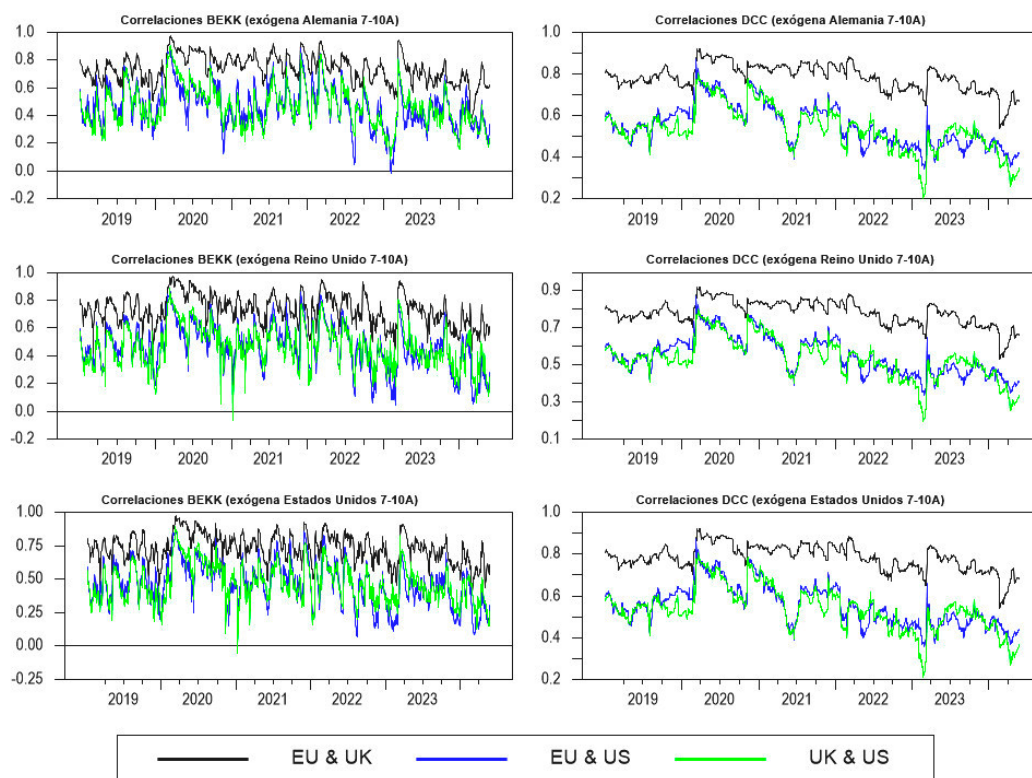
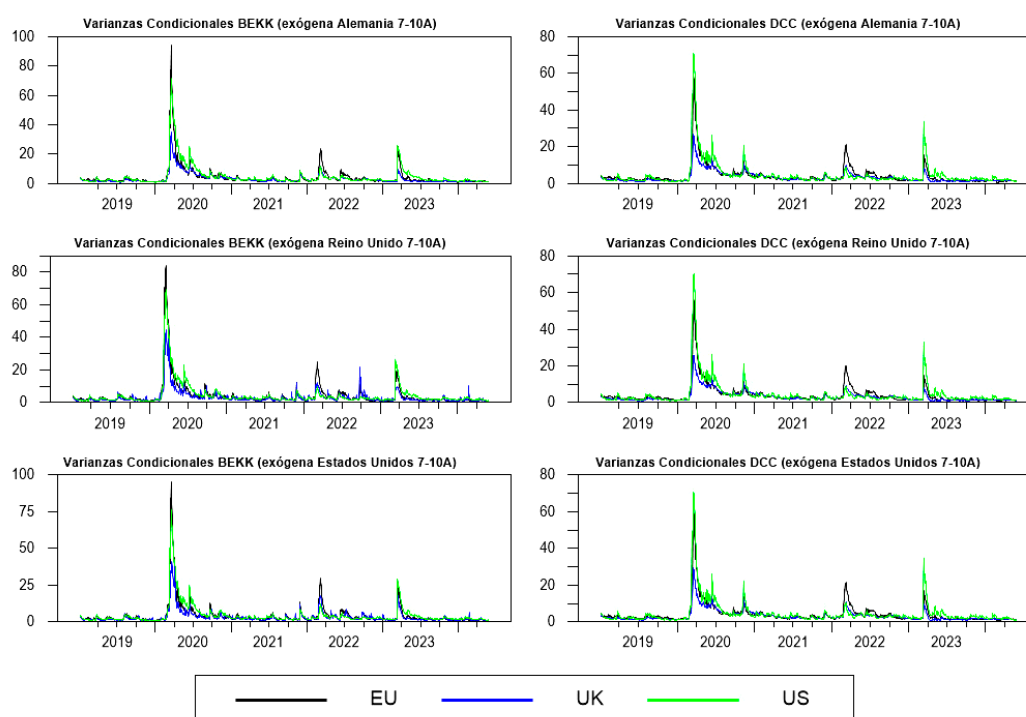


Gráfico 7: Varianzas condicionales de los modelos estimados



Como puede apreciarse en dichos gráficos, destacan principalmente 3 momentos de interés. El primero de ellos se registra a finales del primer trimestre de 2020 en los 3 sectores bancarios coincidiendo con las medidas adoptadas debido al COVID-19. Es preciso destacar el gran pico de volatilidad que sufrieron los sectores bancarios europeo y estadounidense, muy superior al experimentado por el Reino Unido. En el **Gráfico 6**, se puede observar un aumento de las correlaciones. La banca inglesa y europea llegaron a una correlación cercana a 1 y duplicaron la suya con la estadounidense al pasar de un 0,4-0,5 a un 0,8.

En segundo periodo corresponde al primer trimestre de 2022, momento en el que Rusia declaraba formalmente la guerra a Ucrania, y Europa responde intentando cortar lazos comerciales y económicos con la primera. Como consecuencia de ello y de la dependencia energética que Europa mostraba hacia Rusia, es razonable el incremento de la incertidumbre económica en general y el sector bancario en particular. Como se puede observar en el **Gráfico 7** se produce un incremento de la volatilidad en estos sectores, siendo el sector bancario europeo el que mayor repunte de volatilidad experimenta durante dichos acontecimientos.

El último aumento en la volatilidad de los sectores bancarios ocurrió a finales del primer trimestre de 2023, cuando el Silicon Valley Bank enfrentó problemas de liquidez que

llevaron a su quiebra, generando un pánico bancario que afectó a otros bancos estadounidenses. Esta situación incrementó la desconfianza en el sector bancario en Europa donde el Credit Suisse, ya en problemas, fue adquirido por UBS en marzo de 2023. A pesar de esto, los problemas se limitaron principalmente a EE. UU., como lo evidencia el notable aumento de la volatilidad en su sector bancario, superando incluso el repunte causado por la guerra en Ucrania, y la caída en las correlaciones de la banca estadounidense con las demás, especialmente con la inglesa.

Los resultados del enfoque de conectividad se muestran en la **Tabla 6**. La columna DESDE indica la proporción de la varianza del error de la predicción explicada por las otras series, mientras que la fila HACIA indica la proporción que explica la correspondiente serie de las demás; la fila de Suma indica la suma de toda la columna correspondiente y, la suma de todos los valores de esta fila es igual al número de variables del sistema multiplicado por 100 (600 en este caso); la fila de NETO indica la diferencia entre DESDE-HACIA e indica el carácter transmisor o receptor de volatilidad de la serie; el índice TCI es la proporción entre la suma de DESDE (o HACIA) dividido entre 600, indicando así que proporción de la varianza del error de predicción procede de los spillovers de los shocks de volatilidad.

Tabla 6: Tabla de conectividad

	EUSTXBKS	FTSEBKS	NSDQBKS	UK 7-10A	US 7-10A	GR 7-10A	DESDE
EUSTXBKS	43,91	26,88	13,96	1,47	7,34	6,43	56,09
FTSEBKS	28,47	46,58	14,09	1,07	4,53	5,25	53,42
NSDQBKS	17,46	16,68	58,76	0,76	3,32	3,02	41,24
UK 7-10A	1,82	1,11	0,69	62,83	11,36	22,18	37,17
US 7-10A	9,24	5,83	3,93	10,3	53,99	16,7	46,01
GR 7-10A	7,33	5,58	2,97	19,36	15,34	49,43	50,57
HACIA	64,32	56,09	35,65	32,96	41,9	53,59	284,5
Suma	108,23	102,67	94,41	95,79	95,89	103,02	TCI
NETO	8,23	2,67	-5,59	-4,21	-4,11	3,02	47,42

Nota: La estimación se ha llevado a cabo utilizando un VAR(1), cuyo orden se ha seleccionado de acuerdo al criterio de información de Schwarz.

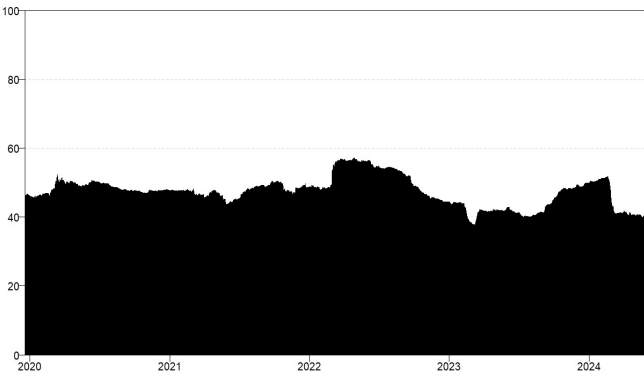
La columna DESDE indica que el principal receptor de volatilidad es la banca europea seguida de la inglesa, siendo estas las mayores contribuidoras mutuas, ambas seguidas por la banca estadounidense. También, se puede observar que la mayor serie de renta fija contribuidora a la banca europea ha sido la americana con un 7,34%, mientras que para la banca inglesa ha sido la alemana con un 5,25% y de nuevo la americana con un 3,32% para su propio sector bancario. El índice TCI muestra que, por término medio, el 47,42% de la GFEVD procede de spillovers, indicando una notable conectividad del sistema. Por otro lado, la fila de NETO muestra que la banca europea e inglesa han tenido en promedio un carácter transmisor de volatilidad, mientras que la banca estadounidense ha mantenido un carácter receptor.

Para la construcción de los índices dinámicos de los **Gráficos 8, 10 y 11** se ha realizado una estimación de ventanas móviles de 252 datos con un horizonte de predicción de 10 días. En el **Gráfico 8** se muestra la evolución del TCI. Este índice ha permanecido estable hasta el comienzo de la guerra de Ucrania en 2022, momento en el que se acerca al 60%, para posteriormente ir disminuyendo hasta la quiebra del Silicon Valley Bank donde alcanza su mínimo. Posteriormente vuelve a subir con fuerza para luego ir situándose ligeramente por debajo del 40% al final del periodo analizado.

El **Gráfico 9** confirma lo previamente comentado en la **Tabla 6**. En amarillo figuran las series importadoras de volatilidad y en azul, las series exportadoras de volatilidad del sistema. Por otro lado, las líneas indican la relación existente entre las series y el sentido general de la transmisión

entre estas. De esta forma puede verse la fuerte relación entre la banca europea y la estadounidense, siendo la primera la que exporta volatilidad a la segunda.

Gráfico 8: Evolución índice TCI



La banca inglesa y estadounidense muestran una relación moderada, manteniendo la primera un papel de transmisor

Gráfico 10: Índices netos de spillovers

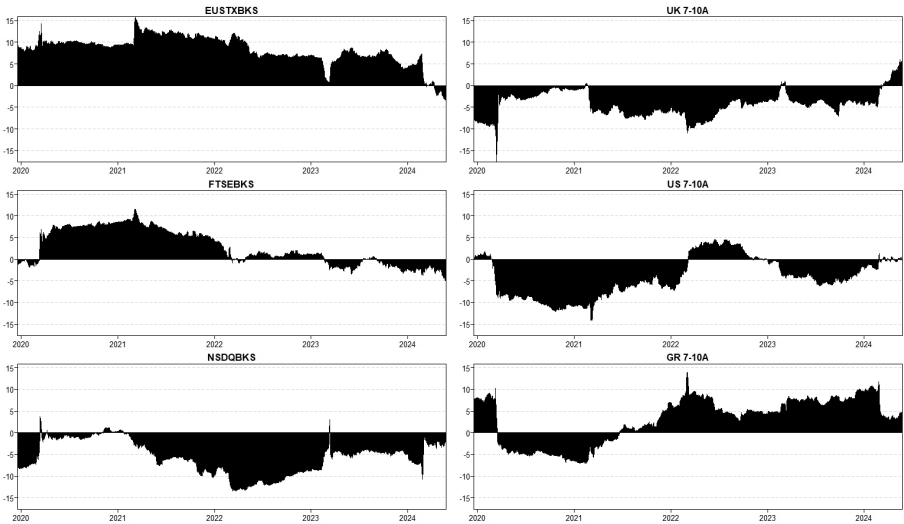
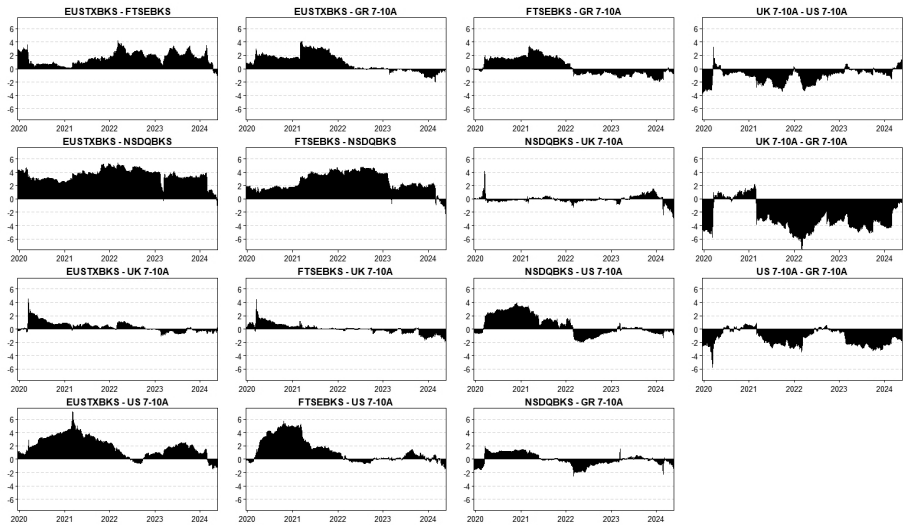
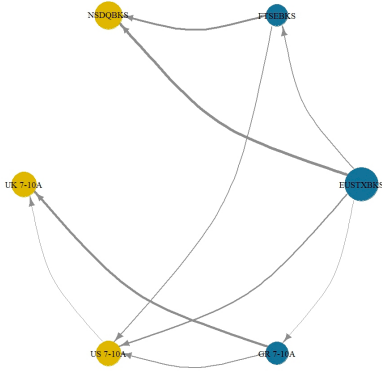


Gráfico 11: Índices netos de spillovers por pares



en dicha relación. Por otro lado, ha existido relación entre la banca europea e inglesa, aunque ha sido relativamente débil, mostrando que el sentido de la transmisión se ha producido desde Europa hacia Reino Unido a diferencia de lo obtenido en los modelos GARCH multivariantes.

Gráfico 9: Red de conectividad



Por otro lado, se evidencia el inexistente carácter transmisor de la renta fija hacia la banca la cual, de acuerdo con el Gráfico 9 y Tabla 6, muestra un carácter receptor, evidenciando un efecto transmisor desde los diferentes sectores bancarios hacia esta. Al mismo tiempo, se muestra en el Gráfico 10 la evolución de los índices netos de spillover, los cuales proporcionan información acerca de cómo dicho carácter transmisor o receptor ha ido evolucionando a lo largo del tiempo. Como puede apreciarse, la banca europea ha mantenido un carácter exportador notable a lo largo de la mayor parte del periodo, exceptuando el año 2024 en el que ha pasado a ser importadora de volatilidad.

La banca inglesa ha mantenido un carácter mixto a lo largo del periodo de estudio, pasando de transmisor desde 2020 hasta principios de 2022, moderándose desde entonces hasta adoptar un carácter receptor a principios de 2023 que se ha ido acentuando hasta fechas actuales. Por otro lado, la banca estadounidense ha mantenido un carácter notoriamente receptor, acentuándose a principios de 2022 y que aún persiste, aunque más moderado.

Por último, se presentan los índices netos de spillover por pares de series en el Gráfico 11, donde se puede apreciar que durante todo el período la banca europea ha tenido un carácter transmisor hacia la banca inglesa y estadounidense, y que la banca inglesa ha tenido el papel de exportadora de volatilidad respecto a la estadounidense de forma muy marcada.

Aunque la renta fija no había mostrado evidencias de efectos spillover hacia la banca en todo el análisis previo, en estos índices se puede apreciar que la renta fija alemana ha ido ganando un carácter transmisor hacia la banca europea al final del periodo analizado, tal como muestra el 1° gráfico de la 2° columna. Esto mismo también ha ocurrido con la banca inglesa y su renta fija (3° gráfico de la 2° columna), pudiendo verse como la renta fija soberana de Reino Unido ha ido ganando un rol transmisor hacia su sector bancario sobre todo hacia finales de 2023 y el periodo tomado de 2024. De igual modo, aunque de forma no tan notoria, la renta fija estadounidense también ha adoptado un papel transmisor hacia su sector bancario desde 2022 que ha ido moderándose hacia 2024.

La renta fija alemana, además de ser transmisora neta de volatilidad al sector bancario europeo, también ha tenido un pequeño papel en este sentido tanto hacia la banca inglesa como hacia la estadounidense, efecto que se ha manifestado a partir de 2022.

5. Conclusiones

Este trabajo tiene como objetivo analizar la interconexión entre los sistemas bancarios de Europa, EE.UU. y Reino Unido a partir de la modelización de correlaciones dinámicas y efectos spillover desde enero de 2019 hasta mayo de 2024, así como determinar si la incertidumbre en los mercados de deuda soberana ha impactado en la incertidumbre de los sectores bancarios. Para ello se han utilizado dos enfoques metodológicos: los modelos GARCH multivariantes y el enfoque de la conectividad de Diebold & Yilmaz (2012).

Los resultados de los modelos GARCH multivariantes indican la existencia de efectos spillover entre los tres sistemas, con transmisión de riesgo principalmente desde Reino Unido a Europa y desde EE. UU. a Reino Unido, aunque sin resultados concluyentes entre EE.UU. y Europa. Pese al Brexit, la banca europea e inglesa han mantenido una alta correlación (0,8), mientras que la de estas con la estadounidense ha sido más baja (0,4-0,5) y volátil, llegando a un mínimo aproximadamente sobre la fecha de la quiebra del Silicon Valley Bank. Esta circunstancia pone de manifiesto la fructífera labor de los reguladores del mercado para dar confianza a los inversores y al público en general. El enfoque de conectividad también muestra efectos spillover y transmisión de riesgo entre los sectores bancarios estudiados. Pero en este caso es la banca europea la que actúa como principal transmisora de riesgo hacia las demás zonas, con EE.UU. como principal receptor. También se observa transmisión de la banca inglesa a la estadounidense.

En cuanto al papel de la deuda soberana en la transmisión de riesgo a la banca, los modelos GARCH multivariantes indican que la deuda soberana influye en los sectores bancarios. Según los modelos BEKK la banca europea e inglesa son receptoras desde sus respectivas deudas mientras que en los modelos DCC solo la deuda estadounidense impacta de manera significativa en su banca. Por último, bajo el enfoque de la conectividad, desde 2022 la deuda soberana se ha convertido en transmisora de riesgo, especialmente la alemana hacia la banca inglesa y estadounidense.

Las diferencias en las conclusiones obtenidas en base a los dos enfoques utilizados pueden ser debidas en parte a que ambos métodos no son directamente comparables. Mientras que en los modelos GARCH multivariantes la deuda soberana de las diferentes zonas es considerada como una variable exógena, en el enfoque de la conectividad las seis variables que interaccionan en el modelo VAR tienen todas naturaleza endógena.

Bibliografía

- Altavilla, C., Pagano, M., Simonelli, S., 2017. Bank Exposures and Sovereign Stress Transmission. *Review of Finance* 21, 2103-2139. <https://doi.org/10.1093/rof/rfx038>
- Apostolakis, G.N., Floros, C., Giannellis, N., 2022. On bank return and volatility spillovers: Identifying transmitters and receivers during crisis periods. *International Review of Economics & Finance* 82, 156-176. <https://doi.org/10.1016/J.IREF.2022.06.009>
- Batten, J.A., Boubaker, S., Kinatader, H., Choudhury, T., Wagner, N.F., 2023. Volatility impacts on global banks: Insights from the GFC, COVID-19, and the Russia-Ukraine war. *Journal of Economic Behavior & Organization* 215, 325-350. <https://doi.org/10.1016/J.JEBO.2023.09.016>
- Baziki, S.B., Nieto, M.J., Turk-Ariss, R., 2023. Sovereign portfolio composition and bank risk: The case of European banks. *Journal of Financial Stability* 65, 101108-101108. <https://doi.org/10.1016/J.JFS.2023.101108>
- Bollerslev, T., Engle, R.F., Wooldridge, J.M., 1988. A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances. *Journal of Political Economy* 96, 116-131.
- Bottero, M., Lenzu, S., Mezzanotti, F., 2020. Sovereign debt exposure and the bank lending channel: Impact on credit supply and the real economy. *Journal of International Economics* 126, 103328. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2020.103328>
- Caporin, M., Natvik, G.J., Ravazzolo, F., Santucci de Magistris, P., 2019. The bank-sovereign nexus: Evidence from a non-bailout episode. *Journal of Empirical Finance* 53, 181-196. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2019.07.001>
- Chen, Y., Xu, J., Miao, J., 2023. Dynamic volatility contagion across the Baltic dry index, iron ore price and crude oil price under the COVID-19: A copula-VAR-BEKK-GARCH-X approach. *Resources Policy* 81, 103296-103296. <https://doi.org/10.1016/J.RESOURPOL.2023.103296>
- Chen, Y., Zheng, B., Qu, F., 2020. Modeling the nexus of crude oil, new energy and rare earth in China: An asymmetric VAR-BEKK (DCC)-GARCH approach. *Resources Policy* 65, 101545-101545. <https://doi.org/10.1016/J.RE-SOURPOL.2019.101545>
- Chen, Z., Zheng, C., Hao, X., 2022. Volatility spillover effect between internet finance and banks. *Journal of Business Research* 141, 512-519. <https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2021.11.049>
- Choudhry, T., Jayasekera, R., 2014. Returns and volatility spillover in the European banking industry during global financial crisis: Flight to perceived quality or contagion? *International Review of Financial Analysis* 36, 36-45. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2014.05.003>
- Diebold, F.X., Yilmaz, K., 2012. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting* 28, 57-66. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>
- Engle, R., 2002. Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business & Economic Statistics* 20, 339-350.
- Engle, R.F., Kroner, K.F., 1995. Multivariate Simultaneous Generalized Arch. *Econometric Theory* 11, 122-150.
- Gomez-Puig, M., Singh, M.K., Sosvilla-Rivero, S., 2019. The sovereign-bank nexus in peripheral euro area: Further evidence from contingent claims analysis. *The North American Journal of Economics and Finance* 49, 1-26. <https://doi.org/10.1016/J.NAJEF.2019.03.021>
- Hosking, J.R.M., 1981. Equivalent Forms of the Multivariate Portmanteau Statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* 43, 261-262. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1981.tb01179.x>
- Ibarz, M.A., Lobera, A.B., Santos, M.A.R., 2022. La curva de tipos y el nexo bancos-deuda pública. *Cuadernos de Información económica* 17-22.
- Keddad, B., Schalck, C., 2020. Evaluating sovereign risk spillovers on domestic banks during the European debt crisis. *Economic Modelling* 88, 356-375. <https://doi.org/10.1016/J.ECONMOD.2019.09.047>
- Koop, G., Pesaran, M.H., Potter, S.M., 1996. Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics* 74, 119-147. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01753-4](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01753-4)
- Kwiatkowski, D., Phillips, P.C.B., Schmidt, P., Shin, Y., 1992. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics* 54, 159-178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- Lin, B., Wesseh Jr., P.K., Owusu Appiah, M., 2014. Oil price fluctuation, volatility spillover and the Ghanaian equity market: Implication for portfolio management and hedging effectiveness. *Energy Economics* 42, 172-182. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.12.017>
- Lin, W., 2017. Modeling volatility linkages between Shanghai and Hong Kong stock markets before and after the connect program. *Economic Modelling* 67, 346-354. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.02.012>
- Ling, S., McAleer, M., 2003. Asymptotic theory for a vector ARMA-GARCH model. *Econometric Theory* 19, 280-310.
- Ljung, G.M., Box, G.E.P., 1978. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika* 65, 297-303. <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>
- McLeod, A.I., Li, W.K., 1983. Diagnostic checking ARMA time series models using squared-residual autocorrelations. *Journal of Time Series Analysis* 4, 269-273. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1983.tb00373.x>
- Mensi, W., Hammoudeh, S., Nguyen, D.K., Yoon, S.M., 2014. Dynamic spillovers among major energy and cereal commodity prices. *Energy Economics* 43, 225-243. <https://doi.org/10.1016/J.ENERG.2014.03.004>
- Ongena, S., Popov, A., Van Horen, N., 2019. The Invisible Hand of the Government: Moral Suasion during the European Sovereign Debt Crisis. *American Economic Journal: Macroeconomics* 11, 346-79. <https://doi.org/10.1257/mac.20160377>

- Pesaran, H.H., Shin, Y., 1998. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters* 58, 17-29. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0)
- Pesaran, M.H., 2015. *Time Series and Panel Data Econometrics*. OUP Oxford.
- Sadorsky, P., 2012. Correlations and volatility spillovers between oil prices and the stock prices of clean energy and technology companies. *Energy Economics* 34, 248-255. <https://doi.org/10.1016/J.ENERCO.2011.03.006>
- Song, F., Cui, J., Yu, Y., 2022. Dynamic volatility spillover effects between wind and solar power generations: Implications for hedging strategies and a sustainable power sector. *Economic Modelling* 116, 106036-106036. <https://doi.org/10.1016/J.ECONMOD.2022.106036>
- Zhao, H., Li, J., Lei, Y., Zhou, M., 2022. Risk spillover of banking across regions: Evidence from the belt and road countries. *Emerging Markets Review* 52, 100919-100919. <https://doi.org/10.1016/J.EMEMAR.2022.100919>
- Zheng, B., Zhang, Y.W., Qu, F., Geng, Y., Yu, H., 2022. Do rare earths drive volatility spillover in crude oil, renewable energy, and high-technology markets? — A wavelet-based BEKK- GARCH-X approach. *Energy* 251, 123951-123951. <https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2022.123951>