

INCERTIDUMBRE EN EL MERCADO
DE BONOS: UNA PROPUESTA
PARA IDENTIFICAR SUS NARRATIVAS
CON GDELT

2025

BANCO DE **ESPAÑA**
Eurosistema

Documentos Ocasionales
N.º 2505

Jéssica Guedes, Diego Torres,
Paulino Sánchez-Escribano y José Boyano

INCERTIDUMBRE EN EL MERCADO DE BONOS: UNA PROPUESTA PARA IDENTIFICAR SUS NARRATIVAS CON GDELT

INCERTIDUMBRE EN EL MERCADO DE BONOS: UNA PROPUESTA PARA IDENTIFICAR SUS NARRATIVAS CON GDELT ^(*)

Jéssica Guedes

BANCO DE PORTUGAL

Diego Torres

BANCO DE ESPAÑA

Paulino Sánchez-Escribano

BANCO DE ESPAÑA

José Boyano

BANCO DE ESPAÑA

(*) Este documento ocasional se basa en los resultados obtenidos en el marco del programa de intercambio de personal entre bancos centrales europeos (Schuman), llevado a cabo entre septiembre de 2023 y mayo de 2024.

Documentos Ocasionales. N.º 2505

Marzo 2025

<https://doi.org/10.53479/39440>

La serie de Documentos Ocasionales tiene como objetivo la difusión de trabajos realizados en el Banco de España, en el ámbito de sus competencias, que se consideran de interés general.

Las opiniones y análisis que aparecen en la serie de Documentos Ocasionales son responsabilidad de los autores y, por tanto, no necesariamente coinciden con los del Banco de España o los del Eurosistema.

El Banco de España difunde sus informes más importantes y la mayoría de sus publicaciones a través de la red Internet en la dirección <http://www.bde.es>.

Se permite la reproducción para fines docentes o sin ánimo de lucro, siempre que se cite la fuente.

© BANCO DE ESPAÑA, Madrid, 2025

ISSN: 1696-2230 (edición electrónica)

Resumen

Este estudio analiza la relación entre las narrativas de las noticias financieras y la volatilidad del mercado de bonos del Gobierno de Estados Unidos, medida por el índice MOVE. Para ello, se analiza un conjunto de datos poco explorado —la base de datos global de eventos, lenguaje y tono (GDELT, por sus siglas en inglés)—, en el que los artículos de noticias publicados en Internet tienen asignados metadatos, como temáticas y sentimiento. A partir de este conjunto de datos, se propone la utilización de grandes modelos de lenguaje (LLM, por sus siglas en inglés) para realizar una preselección de temáticas a analizar y se aplican dos técnicas para identificar las que más contribuyen a la evolución del índice MOVE. En primer lugar, se propone un algoritmo LASSO que proporciona información sobre qué temas tratados en las noticias están influyendo en mayor medida en el movimiento del índice. En segundo lugar, para tratar de reducir problemas de multicolinealidad, se estima una regresión lineal sobre unos clústeres identificados previamente. Ambos métodos se prueban en tres períodos de alta volatilidad del índice MOVE a partir de 2017. Los resultados demuestran que las narrativas de las noticias se correlacionan significativamente con la volatilidad del mercado de bonos y que el algoritmo LASSO identifica eficazmente las narrativas con más impacto. Este estudio proporciona información valiosa para inversores y responsables de políticas al vincular las noticias financieras con la volatilidad del mercado de bonos, y abre el camino para futuras investigaciones sobre el impacto de estas noticias en los mercados financieros.

Palabras clave: narrativas de noticias financieras, mercado de bonos, índice MOVE, algoritmo LASSO, correlación lineal, análisis de mercados, GDELT, ChatGPT, LLM.

Códigos JEL: G12, E44, G01, C13.

Abstract

This study analyses the relationship between financial news narratives and volatility in the US government bond market, as measured by the MOVE Index. We leverage a novel dataset, the Global Database of Events, Language, and Tone (GDELT), which provides metadata such as themes and sentiment for online news articles. Using this dataset, we employ large language models (LLMs) to pre-select relevant themes and apply two techniques to identify those most influential on MOVE fluctuations: a LASSO algorithm to pinpoint news themes impacting the index and, to mitigate multicollinearity, a linear regression on pre-identified theme clusters. Both methods are tested on three periods of heightened MOVE Index volatility since 2017. The results show that news narratives influence bond market volatility and that the LASSO algorithm effectively identifies the most impactful narratives. This study provides valuable insights for investors and policymakers by connecting financial news to bond market volatility, paving the way for future research on the impact of news on financial markets.

Keywords: financial news narratives, bond market, MOVE index, LASSO algorithm, linear correlation, market analysis, GDELT, ChatGPT, LLMs.

JEL classification: G12, E44, G01, C13.

Índice

Resumen 5

Abstract 6

1 Introducción 8

2 Literatura 10

3 Base de datos 11

4 Metodología 14

5 Resultados 17

6 Test de robustez 21

7 Conclusiones 22

Bibliografía 24

Anejo 25

1 Introducción

Los participantes de los mercados financieros se encuentran a diario con una gran cantidad de información. Además, según estimaciones de analistas, entre el 80 % y el 90 % del total de los datos disponibles hoy en día son datos no estructurados que pueden estar en forma de texto, imágenes, vídeos y archivos de audio¹. El principal desafío con los datos no estructurados es que no están organizados en ningún formato sistemático que pueda ser procesado directamente por los ordenadores, sino en formatos destinados principalmente al uso humano. Esto hace que su análisis sea más lento y costoso debido a la gran cantidad de recursos necesarios.

Los inversores, reguladores e instituciones de inversión en general se beneficiarían de enfoques automatizados más sofisticados que pudieran identificar patrones y correlaciones relevantes en dicha información. Esta necesidad se ha vuelto cada vez más acuciante desde la aparición de la teoría de la economía narrativa (Shiller, 2017), que sugiere que las narrativas presentes en los medios influyen en el comportamiento de los participantes del mercado y, en consecuencia, pueden afectar directamente a los eventos económicos y, en última instancia, al rendimiento de los mercados financieros. Según este enfoque, la presencia de ciertas narrativas de noticias financieras podría alterar la percepción del riesgo de mercado y, en consecuencia, causar movimientos en el índice MOVE.

Nuestro objetivo es sugerir un algoritmo que utiliza una técnica de ciencia de datos ampliamente utilizada (LASSO²), con la novedad de aplicarla a una base de datos poco explotada como es GDELT y de tener una ventana móvil para captar los posibles cambios en las correlaciones de las narrativas y el índice MOVE. En el momento de escribir este documento no se han encontrado referencias previas similares, de modo que este estudio ofrece el primer intento de investigar la correlación entre las narrativas de noticias financieras y la volatilidad implícita en el mercado de renta fija. Por el contrario, como se comentará más adelante, hay otros trabajos que ya han demostrado que ciertos temas latentes extraídos de comunicados de prensa pueden ayudar a predecir la volatilidad en el mercado de renta variable.

En este estudio no se aplican técnicas de minería de textos, como el análisis de sentimiento, la identificación de temáticas, etc., sino que se basa en los metadatos ya creados en la base de datos GDELT³. Además, se propone un uso alternativo de los LLM, al utilizarlos como un filtro de posibles temáticas que podrían tener un mayor impacto en el índice MOVE. Como punto de partida se pregunta a ChatGPT qué temas⁴ tendrían un mayor impacto en el índice MOVE, sin ninguna preselección o juicio subjetivo del economista.

¹ Harbert (2021).

² *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*.

³ Se accede a través de la interfaz de programación de aplicaciones (API, por sus siglas en inglés) <https://blog.gdeltproject.org/gdelt-geo-2-0-api-debuts/>.

⁴ De un total de 50.845 temáticas, aproximadamente.

El documento se estructura de la siguiente forma: el epígrafe 2 incluye una revisión de la literatura; a continuación, el epígrafe 3 realiza una descripción de los datos utilizados y una explicación del uso que se da a los LLM para la preselección de temáticas; el epígrafe 4 describe la metodología utilizada, la aplicación del algoritmo LASSO y la definición de la prueba de robustez que se propone. Por último, se presentan los resultados del algoritmo aplicado a los tres picos del índice MOVE, así como los resultados de la prueba de robustez. El documento finaliza con las conclusiones y las futuras líneas de investigación.

2 Literatura

Existe un creciente campo de la literatura que estudia la validez de la teoría de la economía narrativa (Shiller, 2017) y la medida en que estas narrativas impulsan el comportamiento individual, los movimientos de los mercados financieros y, en consecuencia, los rendimientos de las carteras de inversión. Shiller (2017) defiende la necesidad de incorporar el contagio de las narrativas a la teoría económica y el impacto de las noticias en el comportamiento económico individual y colectivo.

La literatura existente sobre análisis de textos ha ido evolucionando significativamente desde los modelos más simples, que solo se basan en palabras individuales sin incorporar el contexto de las frases (*bag of words*), y modelos de reducción de dimensiones, que permiten identificar palabras utilizadas conjuntamente en ciertas temáticas (*topic modelling*), hasta aquellos en los que se introduce el concepto de palabras «similares» basadas en un contexto (*word embeddings*). Sin embargo, la polisemia de algunas palabras llevó al desarrollo de nuevos algoritmos, en los que, aplicando pesos particulares a la representación vectorial de las frases, en el proceso de generación de textos se logran frases muy parecidas a las que generaría un humano, prestando atención a ciertas partes del texto según qué contexto. Estos últimos algoritmos son el germen de los grandes modelos de lenguaje (BERT, LLAMA, Chat-GPT, etc.) (Ash y Hansen, 2023).

El trabajo seminal de Baker, Bloom y Davis (2016), que podría catalogarse en el ámbito del análisis de los conjuntos de palabras (*bag of words*), ha demostrado que los índices generados a partir de noticias son útiles para explicar el impacto de conceptos difíciles de medir, como la incertidumbre, la inversión y el consumo. También se ha comprobado que la utilización de algoritmos no supervisados de reducción de dimensiones ayuda a la identificación de las palabras necesarias para generar estos índices (*topic modelling*) (Azqueta-Gavaldón, Hirschbühl, Onorante y Saiz, 2023). Por otra parte, hay evidencias de que ciertos temas latentes extraídos de comunicados de prensa en las fechas de presentación de resultados, así como artículos de noticias, pueden ayudar a la predicción de los rendimientos anormales de las acciones (Feuerriegel y Gordon, 2018; Feuerriegel y Pröllochs, 2018).

También se ha explorado el uso de vectores de palabras (*embeddings*) para predecir la bancarrota (Mai, Tian, Lee y Ma, 2019) y los rendimientos anormales en el mercado de valores (Vargas, S. L. P. de Lima y Evsukoff, 2017; Akita, Yoshihara, Matsubara y Uehara, 2016; Manela y Moreira, 2017).

En lo que respecta a la identificación de narrativas correlacionadas con la incertidumbre financiera, se ha encontrado literatura más enfocada al mercado de renta variable (Atkins, Niranjana y Gerding, 2018; Dierckx, Davis y Shoutens, 2021). Sin embargo, el presente estudio se diferencia de los anteriores en que se enfoca en el mercado de renta fija y trata de identificar las narrativas a las que la cobertura mediática está asignando mayor protagonismo como causantes de esos incrementos de incertidumbre, y no necesariamente en la capacidad predictiva de estas narrativas.

3 Base de datos

Se utiliza la base de datos GDELT para extraer las narrativas que se podrían correlacionar teóricamente con el índice MOVE. GDELT es una base de datos que mantiene Google actualmente, abierta, global y en tiempo real, que monitoriza los medios de comunicación de todo el mundo principalmente en formato web, en más de 100 idiomas. Para su acceso se utiliza una API⁵ que permite realizar búsquedas desde el 1 de enero de 2017 utilizando palabras clave y frases en inglés como términos de búsqueda.

Cada noticia de GDELT está categorizada con varias temáticas asignadas (más de 50.000 temáticas posibles), sentimiento, idioma, titular y medio de publicación, entre otros datos. En este documento se utilizan las narrativas como sinónimos de temáticas, pero para reducir el número de datos que descargar se ha procedido a utilizar ChatGPT⁶ para que seleccione un conjunto de temáticas que tradicionalmente son utilizadas por los medios para explicar los posibles incrementos del índice MOVE, sin introducir ninguna preselección ni juicio previo por parte del analista. ChatGPT selecciona 35 temas, de modo que reduce el ámbito de análisis de manera considerable y facilita la gestión operativa de la base de datos de noticias. Concretamente, la respuesta que se obtuvo por parte de ChatGPT fue la siguiente:

«Los temas que podrían tener un impacto más directo y significativo en el índice MOVE suelen estar relacionados con la política económica, la estabilidad política y los acontecimientos que pueden afectar a la percepción del riesgo y a la toma de decisiones de los inversores. A continuación se presenta un *ranking* de temas que pueden tener un mayor impacto en el índice MOVE, de mayor a menor importancia» (véase cuadro 1).

Como se puede observar, ChatGPT selecciona temas relacionados con EPU en primer lugar. Con el objetivo de completar los temas generados por ChatGPT, se ha decidido incluir también los conjuntos de términos de políticas específicas de la EPU recogidos en el estudio de Baker, Bloom y Davis (2016) (véase anejo):

EPU_CATS_MONETARY_POLICY
EPU_CATS_NATIONAL_SECURITY
EPU_CATS_TAXES
EPU_CATS_FINANCIAL_REGULATION
EPU_CATS_SOVEREIGN_DEBT_CURRENCY_CRISES
EPU_CATS_FISCAL_POLICY
EPU_CATS_DEBT_CEILING_GOV_SHUTDOWN
EPU_CATS_HEALTHCARE

⁵ <https://blog.gdeltproject.org/gdelt-doc-2-0-api-debuts/>.

⁶ La consulta realizada a ChatGPT fue la siguiente: «Eres un experto en GDELT (*global database of events language and tone*) y un gestor experimentado de renta fija; necesito que me selecciones y ordenes por orden de importancia las temáticas de GDELT (de las que te he proveído en el fichero adjunto) que podrían impactar más en el índice MOVE (índice de volatilidad implícita de renta fija)».

Cuadro 1

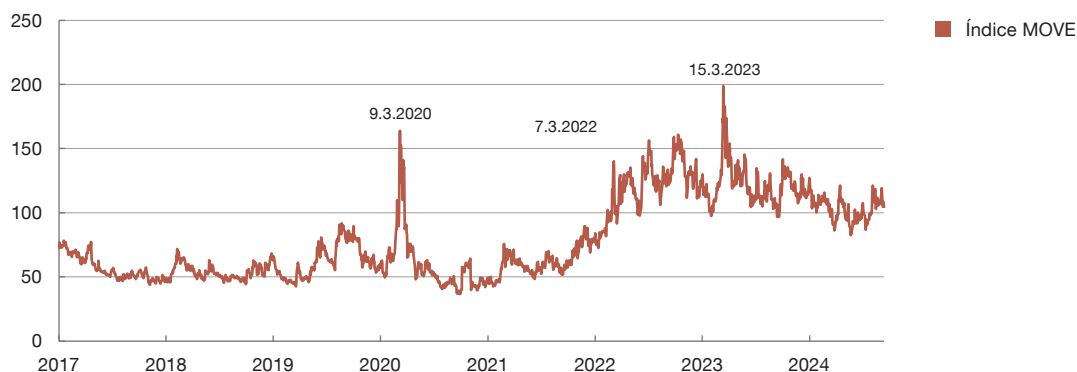
Narrativas de GDELT seleccionadas por ChatGPT con mayor impacto en el MOVE

Categoría	Temas de GDELT	Impacto teórico
1 Política económica e incertidumbre	EPU_POLICY, EPU_ECONOMY, EPU_ECONOMY_HISTORIC, EPU_POLICY_GOVERNMENT	Los temas relacionados con la política económica y la incertidumbre son críticos, ya que los cambios en la política monetaria o fiscal pueden afectar directamente a las tasas de interés y la volatilidad del mercado de bonos
2 Decisiones y declaraciones de los líderes	TAX_FNCACT_PRESIDENT, TAX_FNCACT_MINISTER, TAX_FNCACT_DIRECTOR, TAX_FNCACT_CHIEF, TAX_FNCACT_CHAIRMAN	Las decisiones y declaraciones de los líderes y altos funcionarios pueden causar movimientos en el mercado, al alterar las expectativas sobre la dirección de la política económica
3 Crisis y eventos relacionados con la seguridad	CRISISLEX_CRISISLEXREC, CRISISLEX_T03_DEAD, CRISISLEX_C07_SAFETY	Las crisis y los eventos relacionados con la seguridad pueden influir en el comportamiento del mercado, ya que los inversores buscan refugio en activos más seguros, como los bonos gubernamentales
4 Tecnología	WB_133_INFORMATION_AND_COMMUNICATION_TECHNOLOGIES	Los temas tecnológicos pueden tener un impacto significativo en la economía y, en consecuencia, en la volatilidad del mercado de bonos
5 Salud pública	GENERAL_HEALTH, MEDICAL, CRISISLEX_T02_INJURED, WB_635_PUBLIC_HEALTH, WB_621_HEALTH_NUTRITION_AND_POPULATION, WB_1406_DISEASES	La salud pública es un factor importante, como se ha visto durante la pandemia de COVID-19, que puede afectar a la economía y el mercado de bonos
6 Cambios legislativos y gubernamentales	GENERAL_GOVERNMENT, LEGISLACIÓN, EPU_POLICY_LAW, EPU_POLICY_AUTHORITIES	Los cambios legislativos y gubernamentales pueden afectar directamente a los mercados financieros
7 Políticas específicas de Estados Unidos	USPEC_POLICY1, USPEC_POLITICS_GENERAL1	Las políticas específicas de Estados Unidos pueden influir fuertemente en el índice MOVE debido a su relevancia en la economía global
8 Economía y asuntos militares y de seguridad	TAX_ECON_PRICE, TAX_MILITARY_TITLE, SECURITY_SERVICES, MILITARY	La economía y los asuntos militares o de seguridad pueden afectar indirectamente a los mercados de bonos a través de sus efectos sobre la estabilidad económica y política
9 Conflictos armados y terrorismo	ARMEDCONFLICT, TERROR, WAR	Los conflictos armados y el terrorismo pueden aumentar la incertidumbre y la aversión al riesgo, lo que lleva a los inversores a buscar seguridad en los bonos gubernamentales
10 Desastres naturales o provocados por el hombre	NATURAL_DISASTER, MANMADE_DISASTER_IMPLIED	Los desastres naturales o provocados por el hombre también pueden tener un impacto sustancial en los mercados de bonos

FUENTES: GDELT y ChatGPT.

EPU_CATS_REGULATION
EPU_CATS_ENTITLEMENT_PROGRAMS
EPU_CATS_TRADE_POLICY

La propuesta de utilizar un LLM para que realice una preselección de temáticas radica en que durante la creación del «conocimiento» del modelo de lenguaje se van creando clústeres de temáticas y palabras que posteriormente permiten al LLM generar palabras que «tengan sentido». Este conjunto de vectores de palabras agrupados por



FUENTE: Bloomberg.

temáticas (*embeddings*) es útil para realizar una preselección de temáticas que con gran probabilidad se nombran juntamente con el índice MOVE, al menos en los datos utilizados para el entrenamiento del LLM.

Finalmente, la variable que se utiliza como *proxy* de la incertidumbre en el mercado de renta fija es el índice de volatilidad MOVE. El índice MOVE se obtiene a partir de un modelo de fijación de precios de opciones aplicado a varios tramos de la curva. Específicamente, es la media ponderada de la volatilidad implícita a un mes de los tramos de 2 (20 %), 5 (20 %), 10 (40 %) y 30 (20 %) años de la curva de *treasuries*.

Dado que únicamente se dispone de datos de noticias a partir de 2017, se ha procedido a seleccionar tres eventos del período disponible en los cuales los mercados financieros registraron movimientos anómalos para demostrar la eficacia del algoritmo (pandemia de COVID-19, 9.3.2020; conflicto entre Rusia y Ucrania, 7.3.2022, y crisis bancaria en Estados Unidos, 15.3.2023)⁷ (véase gráfico 1).

⁷ Hemos seleccionado estas fechas al tratarse del inicio de los acontecimientos que se desarrollan durante los siguientes días, y observado la importancia del impacto mediático no solo en el mercado de renta fija, sino también en otros mercados.

4 Metodología

Las temáticas utilizadas en este estudio forman parte de un subconjunto preseleccionado por ChatGPT del total de temáticas de GDELT. El volumen de una temática específica (X_i) se representa como porcentaje del total de noticias publicado en Estados Unidos y en idioma inglés. Posteriormente se normalizan todas las noticias utilizando la normalización min-max:

$$\frac{x_i - \min(x_1, x_2, \dots, x_p)}{\max(x_1, x_2, \dots, x_p) - \min(x_1, x_2, \dots, x_p)}$$

Al estar trabajando solo con volúmenes relativos de noticias, se propone aplicar una regresión LASSO con ventana móvil para obtener el posible cambio de signo del impacto de las narrativas según sean positivas o negativas. La ventana móvil de tiempo seleccionada es de 15 días, lo suficientemente larga para obtener el impacto del sentimiento de la narrativa en las últimas dos semanas y lo suficientemente corta para poder identificar cualquier cambio en el sentimiento o en las relaciones de las distintas narrativas con el MOVE.

Asimismo, se propone utilizar el modelo LASSO para identificar las temáticas que más se correlacionan con el índice MOVE. La notación matemática que se utiliza es la siguiente: supongamos que tenemos un conjunto de datos (x^i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, T$, donde $x^i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})'$ son las diferentes temáticas para una fecha determinada y y_i es el índice MOVE, todo medido en variación quincenal.

Si los coeficientes de cada una de las temáticas están definidos por $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p)'$, los estimadores LASSO $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ están definidos por

$$(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \underset{\alpha, \beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i=1}^T (y_i - \alpha - \sum_j \beta_j x_{ij})^2 \right\}$$

$$\text{sujeta a } \sum_j |\beta_j| \leq t$$

donde $t \geq 0$ es un hiperparámetro que definir. Para todo t , la solución α es $\hat{\alpha} = \bar{y}$. Por lo tanto, sin perder generalidad, podemos asumir que $\bar{y} = 0$ y omitir α . Si se definen como $\hat{\beta}_j^{\text{OLS}}$ las betas obtenidas por mínimos cuadrados ordinarios, los hiperparámetros que cumplan con la condición $t \leq \sum_j |\hat{\beta}_j^{\text{OLS}}|$ harán que algunos de los coeficientes del LASSO sean cero (se eliminan así variables en el modelo). Por ejemplo, si el hiperparámetro se define como $t \leq \frac{\sum_j |\hat{\beta}_j^{\text{OLS}}|}{2}$, se suprimirán la mitad de las variables analizadas $p/2$.

Se puede escribir también el problema de minimización de LASSO en su equivalente lagrangiano:

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\}$$

Desde el punto de vista bayesiano, λ podría interpretarse como la probabilidad *a priori* de que el modelo que mejor se ajusta a los datos es uno diferente al de mínimos cuadrados ordinarios. A pesar de que el LASSO tiene buenas propiedades estadísticas,

principalmente cuando hay muchas variables explicativas, puede verse influenciado por una elevada multicolinealidad entre las variables explicativas.

Para tratar de reducir el impacto de la alta correlación entre las variables explicativas, se propone un ejercicio de robustez identificando inicialmente variables que tienen una alta correlación para, posteriormente, crear clústeres de variables que tengan un comportamiento similar. Para la clusterización de los datos se ha empleado el algoritmo de k-medias. Este método permite agrupar los datos en k clústeres distintos, donde cada dato pertenece al clúster con la media más cercana a las variables que identifican cada observación. Así, k-medias es especialmente útil debido a su simplicidad y eficiencia en la segmentación de grandes conjuntos de datos, de modo que facilita la identificación de patrones y tendencias significativas en ellos. Se han generado cuatro clústeres que contienen la mayor información posible conservando la máxima homogeneidad dentro de cada uno⁸.

Posteriormente se lleva a cabo una regresión de mínimos cuadrados ordinarios únicamente con estos clústeres que, por construcción, tienen una correlación muy baja entre ellos. Cada clúster está representado por la media simple de los volúmenes relativos de las temáticas que lo constituyen⁹. Finalmente se obtiene la participación de cada narrativa asignando proporcionalmente el coeficiente estimado para cada clúster:

Defínase el índice de noticias relativas del clúster C_i como la media simple de las temáticas que lo componen:

$$C_i = \sum_{j|l} \frac{x_{ij}}{n_i}, i \in \{1, \dots, 4\}, n_i \text{ es el número de temáticas } x_{ij} \text{ que componen el clúster } i.$$

$$y_i = \alpha + \sum_{l=1}^4 \hat{\beta}_l^{\text{OLS}} C_l$$

$$y_i = \alpha + \sum_{l=1}^4 \hat{\beta}_l^{\text{OLS}} \sum_{j|l} \frac{x_{ij}}{n_l}$$

$$y_i = \alpha + \sum_{l=1}^4 \frac{\hat{\beta}_l^{\text{OLS}}}{n_l} \sum_j x_{ij}$$

Así, los coeficientes de las temáticas x_{ij} se definen como $\frac{\hat{\beta}_l^{\text{OLS}}}{n_l}$.

Por otra parte, se ha utilizado como medida de distancia para realizar los clústeres la correlación entre las temáticas. Para ello se aplica un ajuste de modo que cumpla con las condiciones básicas de toda medida de distancia. En primer lugar, si las variables están estandarizadas con media cero y desviación típica igual a la unidad, tenemos que la correlación entre dos variables está definida por:

⁸ Los cuatro clústeres elegidos son el resultado de aplicar el criterio de Silhouette y el método del codo para determinar el número óptimo de clústeres. Se observa que al reducir los datos a cuatro dimensiones se explica más del 60 % de la variabilidad de los datos.

⁹ Se ha llevado a cabo también un ejercicio adicional de crear los índices de los clústeres utilizando una media ponderada de cada componente. El peso se definió como la inversa de la distancia a la media del clúster. Los pesos que resultaron de este ejercicio se asemejan bastante a una media simple; de hecho, las correlaciones de los índices generados de esta forma tenían una correlación del 99 % en cada uno de los cuatro clústeres.

$$\text{Corr}(X, Y) = \frac{\text{CoV}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} = E[XY] = \frac{1}{T} \langle X, Y \rangle$$

De esta forma la distancia euclidiana se puede relacionar con la correlación utilizando la siguiente transformación:

$$d_{\text{Euclid}}^2(X, Y) = \sum (X_i - Y_i)^2 = \sum X_i^2 + \sum Y_i^2 - 2 \sum X_i Y_i$$

$$d_{\text{Euclid}}^2(X, Y) = 2T - 2 \langle X, Y \rangle = 2T [1 - \text{Corr}(X, Y)]$$

$$\frac{d_{\text{Euclid}}(X, Y)}{T} = \sqrt{2[1 - \text{Corr}(X, Y)]}$$

5 Resultados

Pandemia de COVID-19

El primer pico del índice MOVE durante este período surge en marzo de 2020, cuando, debido al aumento del COVID-19, la Organización Mundial de la Salud declaró oficialmente el brote como una pandemia. El COVID-19 envió ondas de choque a través de la economía mundial y desencadenó la mayor crisis económica mundial en más de un siglo, lo que obviamente indujo un gran aumento en el índice MOVE. Concretamente, en el mes de marzo, este índice alcanzó un nivel de casi cuatro desviaciones típicas, el segundo valor más elevado en el período 2017-2023, solo sobrepasado por la incertidumbre generada en marzo de 2023 por la crisis bancaria iniciada con la quiebra del banco estadounidense Silicon Valley Bank.

Al aplicar el algoritmo propuesto, el LASSO móvil de 15 días, a todos los temas elegidos por ChatGPT (35), más a los 11 temas EPU de Baker, Bloom y Davis (2016), encontramos una correlación elevada entre el valor estimado y el real, de aproximadamente el 80 %¹⁰ (véase gráfico 2.a).

Además, se observa que de las cinco temáticas más seleccionadas cuatro se relacionan principalmente con la salud (GENERAL_HEALTH, MEDICAL, WB_635_PUBLIC_HEALTH, WB_621_HEALTH_NUTRITION_AND_POPULATION). Aunque el índice MOVE y los temas de salud pueden no tener, por lo general, una correlación directa, el algoritmo ha identificado correctamente los temas de salud en un período marcado por la pandemia global. El confinamiento y la incertidumbre sobre el futuro impactaron directamente en el sentimiento de los inversores y en el comportamiento del mercado. Por lo tanto, se puede concluir que el algoritmo fue capaz de identificar de manera adecuada las temáticas que uno esperaría ver en una pandemia como la del COVID-19 (véase gráfico 2.a).

Por otra parte, también entre los primeros puestos de temáticas más correlacionadas aparece la vinculada a la economía (EPU_ECONOMY), en concreto en el puesto 6 (véase gráfico 2.a). Esta temática tiene un impacto más directo en la volatilidad del mercado de bonos, con un aumento de la incertidumbre económica normalmente asociado a un incremento del índice MOVE, sobre todo en períodos de cambios en la política, o de cambios económicos mundiales como este (véase gráfico 2.a).

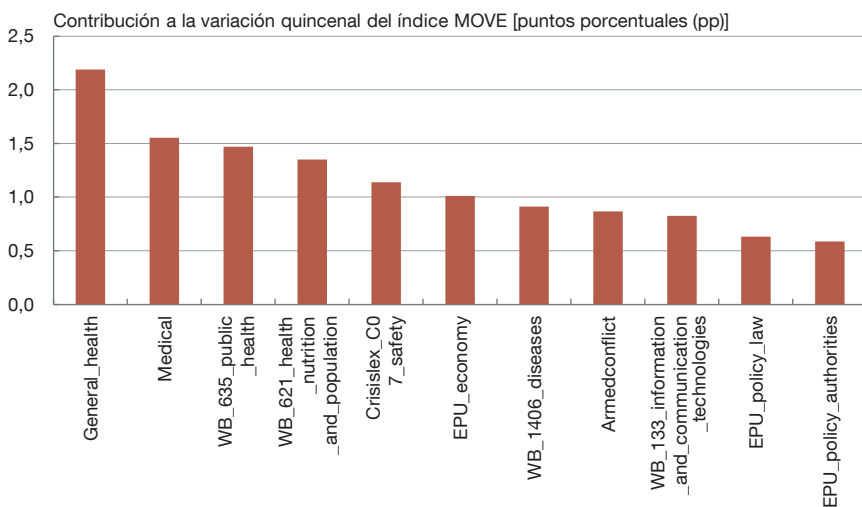
Conflicto entre Rusia y Ucrania

La segunda tendencia alcista del índice MOVE alcanza un pico local en marzo de 2022; llega casi a las dos desviaciones típicas durante ese mes, coincidiendo con el inicio de la invasión a gran escala lanzada por Rusia sobre Ucrania, que resultó en intensos combates, víctimas civiles y desplazamientos de personas. La guerra ha suscitado preocupación por la estabilidad regional, la seguridad energética y la situación geopolítica más amplia.

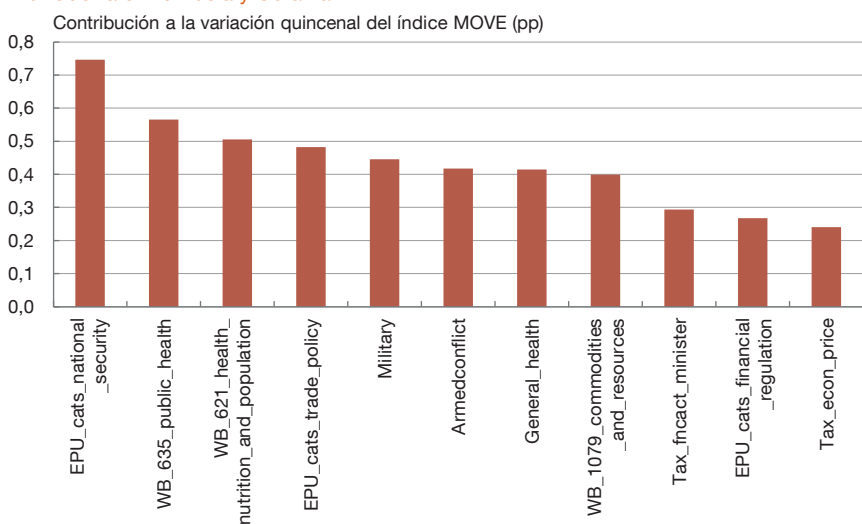
¹⁰ Debido a que los modelos se estiman sin ninguna constante, este coeficiente de correlación podría aproximarse a un R^2 de 0,64, ya que en este caso se puede demostrar que $R^2 \approx \text{correlación}^2$.

Narrativas que más se correlacionan con el índice MOVE

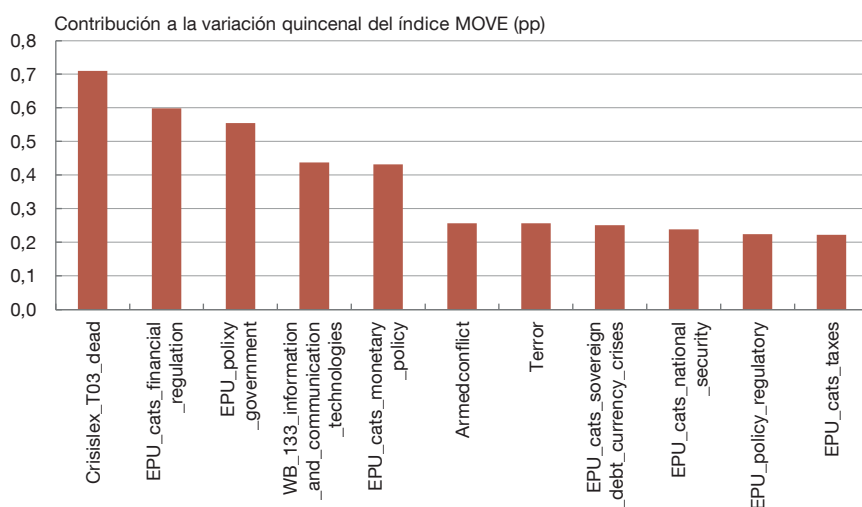
2.a Pandemia de COVID-19



2.b Guerra entre Rusia y Ucrania



2.c Crisis bancaria en Estados Unidos



FUENTE: Cálculos propios con datos de GDELT.

A medida que las tensiones geopolíticas se intensificaron y se desencadenó la aversión al riesgo, subió la demanda de activos seguros: los precios de los bonos aumentaron, los rendimientos cayeron y el índice MOVE se disparó.

El algoritmo propuesto ha obtenido también en este caso una correlación elevada entre el índice MOVE observado y el estimado a base de narrativas, en concreto una correlación del 76 %¹¹. Además, ha identificado correctamente la temática relacionada con la seguridad nacional (EPU_CATS_NATIONAL_SECURITY) como la principal causante de este incremento de la incertidumbre. También aparecen temáticas vinculadas a la salud, principalmente porque la guerra entre Rusia y Ucrania no solo causa daños humanos, sino daños materiales en las infraestructuras de los sistemas de salud (véase gráfico 2.b).

Destaca que el algoritmo sitúa entre los cinco más destacados el EPU relacionado con la política comercial (EPU_CATS_TRADE_POLICY). El conflicto entre Rusia y Ucrania provocó importantes y frecuentes interrupciones en las rutas comerciales y las cadenas de suministro, aumentos de los precios de las materias primas y amenazas al suministro de bienes esenciales, ya que Rusia y Ucrania son proveedores clave de bienes esenciales (incluidos alimentos y energía). Esto generó un panorama comercial incierto, con la Organización Mundial del Comercio rebajando sus previsiones para las importaciones y exportaciones de bienes. Obviamente, ello tuvo un impacto negativo en el sentimiento de los inversores y aumentó la volatilidad en el mercado de renta fija (véase gráfico 2.b).

Otro de los principales impactos de la guerra entre Rusia y Ucrania fue el fuerte aumento de los precios de los productos básicos, y principalmente de la energía. En este sentido, el algoritmo selecciona las temáticas WB_1079_COMMODITIES_AND_RESOURCES y TAX_ECON_PRICE entre las que más se correlacionan con el índice MOVE en este período, en el puesto 8 y 11, respectivamente. Por otra parte, en el puesto 10 aparece la temática EPU_CATS_FINANCIAL_REGULATION. Aquí conviene recordar que, en marzo de 2022, entre otras sanciones internacionales a Rusia, tuvo lugar la exclusión de los principales bancos rusos del sistema de pago SWIFT (véase gráfico 2.b).

Crisis bancaria en Estados Unidos

Por último, el tercer evento de tensionamiento que se ha analizado es el observado en marzo de 2023, cuando el índice MOVE arrojó su valor más alto en el período considerado (2017-2023) y alcanzó casi cuatro desviaciones típicas. En este período, las turbulencias del sector bancario estadounidense enviaron una onda expansiva a través del sistema financiero mundial. Silicon Valley Bank, el 16º banco más grande del país, colapsó en cuestión de días, seguido de Signature Bank y First Republic Bank, lo que supuso las mayores quiebras bancarias después de la de Washington Mutual Bank en 2008 (Adrian, Abbas, Ramirez y Fernandez Dionis, 2024). Esta crisis desencadenó un contexto de aversión al riesgo, que provocó una fuerte caída de los precios de las acciones de los bancos mundiales,

¹¹ Como se explica en la nota 10 a pie de página, esto se aproximaría a un R^2 de 58 %.

aumentos de los precios de los bonos, incremento de los índices de volatilidad, incluido el índice MOVE, y la rápida intervención de los reguladores mundiales para evitar un posible contagio global.

El índice MOVE que replicamos con las narrativas de medios logra en este período una correlación del 88 %¹². Entre las temáticas identificadas aparece EPU_CATS_FINANCIAL_REGULATION, aunque en un segundo puesto y no en el primer lugar que se hubiera esperado *a priori*. En el primer puesto aparece una temática que sigue ligada a la guerra de Ucrania, CRISISLEX_T03_DEAD, lo que es previsible a la luz de los eventos que ocurrían en esa franja temporal (véase gráfico 2.c).

En este período, la crisis bancaria de marzo de 2023 desencadenó una respuesta regulatoria rápida y completa para hacer frente a las turbulencias en los mercados financieros. Los organismos reguladores, incluido el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, evaluaron rápidamente las implicaciones regulatorias y supervisoras. En general, de las temáticas identificadas, las que se refieren a estos eventos son EPU_CATS_FINANCIAL_REGULATION, EPU_POLICY_GOVERNMENT y EPU_POLICY_REGULATORY (véase gráfico 2.c).

EPU_CATS_MONETARY_POLICY aparece entre las cinco más destacadas, en línea con lo esperado también *a priori*. En marzo de 2023, la Reserva Federal, junto con otros bancos centrales (Banco de Canadá, Banco de Inglaterra, Banco de Japón, Banco Central Europeo y Banco Nacional Suizo), proporcionó liquidez extraordinaria para estabilizar la situación a través del Programa de Provisión Urgente de Liquidez (ELA, por sus siglas en inglés) y *swaps* de divisas. Para evitar el aumento del pánico y un posible contagio, el banco central de Estados Unidos, la Reserva Federal, implementó el Programa de Financiación Bancaria a Plazo (véase gráfico 2.c).

¹² Como se explica en la nota 10 a pie de página, esto se aproximaría a un R^2 de 77 %.

6 Test de robustez

El algoritmo que se propone para identificar las temáticas, el LASSO móvil quincenal, muestra resultados prometedores, aunque se detecta que algunas narrativas seleccionadas arrojan una alta correlación, lo que induce a pensar que los problemas de multicolinealidad están afectando al algoritmo aplicado. Para abordar esto, como ya se ha explicado anteriormente, se ha decidido implementar un enfoque de agregación de variables altamente correlacionadas para luego estimar una regresión lineal tradicional utilizando solo dichos grupos como variables explicativas. Siguiendo esos pasos se han distinguido cuatro grupos temáticos: Economía y política; Salud y seguridad; Seguridad nacional y conflictos armados, y Gobierno y legislación (véase anejo).

En el caso de la pandemia de COVID-19, los temas identificados exhiben una mayor coherencia y relevancia en comparación con los revelados por el método LASSO móvil. Sin embargo, el ajuste no es superior en los otros dos episodios analizados. Además, para determinar la superioridad del algoritmo, se analiza el ajuste diario de ambos algoritmos. Después de realizar una prueba estadística sobre la diferencia de ajuste entre el LASSO y el algoritmo de agrupamiento, se aprecia que el enfoque anterior es estadísticamente superior al modelo de agrupamiento¹³. Esto sugiere que, a pesar de la correlación entre las narrativas, el método LASSO proporciona un modelo aceptable y más preciso para identificar las principales narrativas que se correlacionan con la incertidumbre en el mercado de renta fija.

¹³ La mejora del R^2 con el algoritmo LASSO, en comparación con la obtenida con el algoritmo de agrupamiento, se sitúa en el rango de 7 puntos porcentuales (pp) y 18 pp en cuanto a mejor ajuste, con un nivel de confianza del 95 %.

7 Conclusiones

Nuestro objetivo ha sido aplicar un algoritmo novedoso para identificar las narrativas que son utilizadas por los medios de comunicación con el objeto de explicar los movimientos de la incertidumbre en el mercado de renta fija a través de los movimientos del índice MOVE. Este estudio representa, hasta donde se ha podido indagar, el primer intento de investigar esta correlación entre narrativas de noticias financieras y la volatilidad implícita en el mercado de renta fija.

En primer lugar, en el estudio se implementa un algoritmo LASSO con ventana móvil quincenal para identificar las temáticas que más se correlacionan con los picos de incertidumbre en el índice MOVE. Este enfoque, aplicado a eventos cruciales como la pandemia del COVID-19, el conflicto entre Rusia y Ucrania y la crisis bancaria de 2023, demuestra la capacidad del algoritmo propuesto para rastrear las cambiantes correlaciones entre las narrativas y la volatilidad del mercado de renta fija.

A pesar de las limitaciones inherentes a la multicolinealidad de las temáticas, el LASSO móvil se presenta como una herramienta valiosa para los analistas financieros, ya que ofrece información oportuna sobre qué narrativas están impactando en la volatilidad del mercado de bonos. Los resultados obtenidos, con una correlación significativa entre el índice MOVE observado y el estimado a partir de las narrativas, respaldan la teoría de narrativas de Shiller (2017) y su impacto en la toma de decisiones de los inversores.

Además, se ha explorado el uso de modelos de lenguaje de gran tamaño (LLM), como ChatGPT, para preseleccionar las temáticas que, con mayor probabilidad, influyen en el índice MOVE, optimizando el proceso de análisis y reduciendo el ámbito de estudio.

Aunque el algoritmo LASSO carece de la capacidad de tratar con el problema de la multicolinealidad, aún puede ser utilizado por analistas de mercado para descodificar qué hay detrás de los movimientos del índice MOVE, ya que la identificación de más de un tema relacionado con el mismo tópico solo refuerza el mensaje de que el tópico está influyendo sustancialmente en el movimiento. A esta conclusión se puede llegar tras observar que el algoritmo que se propone para reducir el impacto de la correlación, clusterización según correlación y regresión tradicional para identificar el impacto de los clústeres, no muestra una mejora en el ajuste del modelo.

El estudio adolece de algunas limitaciones, como el corto período de tiempo cubierto por la base de datos de la API de GDELT, y el hecho de que no tenemos una definición precisa de qué palabras clave / semillas incluye cada narrativa de GDELT. Por estos motivos, para futuros trabajos sería útil contar con una base de datos más extensa y estudiar si los LLM podrían mejorar la identificación de las temáticas e, incluso dando un paso más, analizar si estas narrativas logran anticipar algún evento atípico. Hay trabajos anteriores que ya han demostrado que ciertos temas latentes extraídos de comunicados de prensa y artículos de noticias pueden ser predictivos para anormales rendimientos de

acciones futuros, pero, hasta donde saben los autores, este tipo de trabajo aún no se ha llevado a cabo con los rendimientos de bonos.

Bibliografía

- Adrian, Tobias, Nassira Abbas, Silvia Ramirez y Gonzalo Fernandez Dionis. (2024). "The US banking sector since the march 2023 turmoil: Navigating the aftermath". *Global Financial Stability Notes*, 2024(001). <https://doi.org/10.5089/9798400267437.065>
- Akita, Ryo, Akira Yoshihara, Takashi Matsubara y Kuniaki Uehara. (2016). "Deep learning for stock prediction using numerical and textual information". *IEEE/ACIS 15th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*. IEEE, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICIS.2016.7550882>
- Ash, Elliott, y Stephen Hansen. (2023). "Text algorithms in economics". *Annual Review of Economics*, 15(1), pp. 659-688. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-082222-074352>
- Atkins, Adam, Mahesan Niranjan y Enrico Gerding. (2018). "Financial news predicts stock market volatility better than close price". *The Journal of Finance and Data Science*, 4(2), pp. 120-137. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2018.02.002>
- Azqueta-Gavaldón, Andrés, Dominik Hirschbühl, Luca Onorante y Lorena Saiz. (2023). "Sources of economic policy uncertainty in the euro area". *European Economic Review*, 152, p. 104373. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2023.104373>
- Baker, Scott R., Nicholas Bloom y Steven J. Davis. (2016). "Measuring economic policy uncertainty". *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4), pp. 1593-1636. <https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>
- Dierckx, Thomas, Jesse Davis y Wim Schoutens. (2021). "Quantifying news narratives to predict movements in market risk". *Data Science for Economics and Finance*, p. 265. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66891-4_12
- Feuerriegel, Stefan, y Julius Gordon. (2018). "Long-term stock index forecasting based on text mining of regulatory disclosures". *Decision Support Systems*, 112, pp. 88-97. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.06.008>
- Feuerriegel, Stefan, y Nicolas Pröllochs. (2018). "Investor reaction to financial disclosures across topics: An application of latent dirichlet allocation". *Decision Sciences*, 52(3), pp. 608-628. <https://doi.org/10.1111/deci.12346>
- Harbert, Tom. (2021). "Tapping the power of unstructured data". MIT Sloan Ideas Made to Matter. <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/tapping-power-unstructured-data>
- Mai, Feng, Shaonan Tian, Chihoon Lee y Ling Ma. (2019). "Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures". *European Journal of Operational Research*, 274(2), pp. 743-758. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.024>
- Manela, Asaf, y Alan Moreira. (2017). "News implied volatility and disaster concerns". *Journal of Financial Economics*, 123 (1), pp. 137-162. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2016.01.032>
- Shiller, Robert J. (2017). "Narrative economics". *American Economic Review*, 107(4), pp. 967-1004. <https://doi.org/10.1257/aer.107.4.967>
- Vargas, Manuel R., Beatriz S. L. P. de Lima y Alexandre G. Evsukoff. (2017). "Deep learning for stock market prediction from financial news articles". *IEEE international conference on computational intelligence and virtual environments for measurement systems and applications (CIVEMSA)*. IEEE, pp. 60-65. <https://doi.org/10.1109/CIVEMSA.2017.7995302>

Anejo

Clúster 1 - Economía y política: Este clúster se centra en temas económicos y políticos, incluyendo política fiscal, política monetaria y regulación financiera.

EPU_CATS_TRADE_POLICY
EPU_CATS_DEBT_CEILING_GOV_SHUTDOWN
EPU_CATS_FISCAL_POLICY
EPU_CATS_MONETARY_POLICY
WB_1079_COMMODITIES_AND_RESOURCES
TAX_FNCACT_MINISTER
TAX_FNCACT_CHAIRMAN
EPU_CATS_SOVEREIGN_DEBT_CURRENCY_CRISES
EPU_CATS_FINANCIAL_REGULATION

Clúster 2 - Salud y seguridad: Este clúster abarca temas relacionados con la salud, incluyendo atención médica, enfermedades y seguridad en situaciones de crisis.

EPU_ECONOMY
EPU_CATS_HEALTHCARE
EPU_CATS_ENTITLEMENT_PROGRAMS
WB_621_HEALTH_NUTRITION_AND_POPULATION
MEDICAL
WB_1406_DISEASES
GENERAL_HEALTH
WB_635_PUBLIC_HEALTH

Clúster 3 - Seguridad nacional y conflictos armados: Este clúster se centra en temas de seguridad nacional, conflictos armados y desastres causados por el hombre.

CRISISLEX_T03_DEAD
EPU_POLICY_AUTHORITIES
MILITARY
MANMADE_DISASTER_IMPLIED
EPU_CATS_NATIONAL_SECURITY
CRISISLEX_C07_SAFETY
CRISISLEX_T02_INJURED
ARMEDCONFLICT
SECURITY_SERVICES
TERROR
WB_2462_POLITICAL_VIOLENCE_AND_WAR

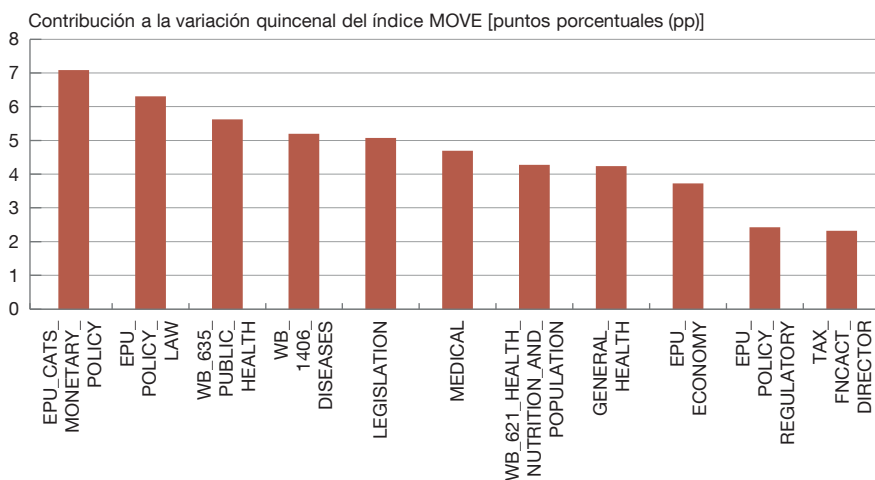
Clúster 4 - Gobierno y legislación: Este clúster abarca temas relacionados con el gobierno, la legislación y la política en general.

EPU_POLICY_REGULATORY
EPU_POLICY_POLITICAL

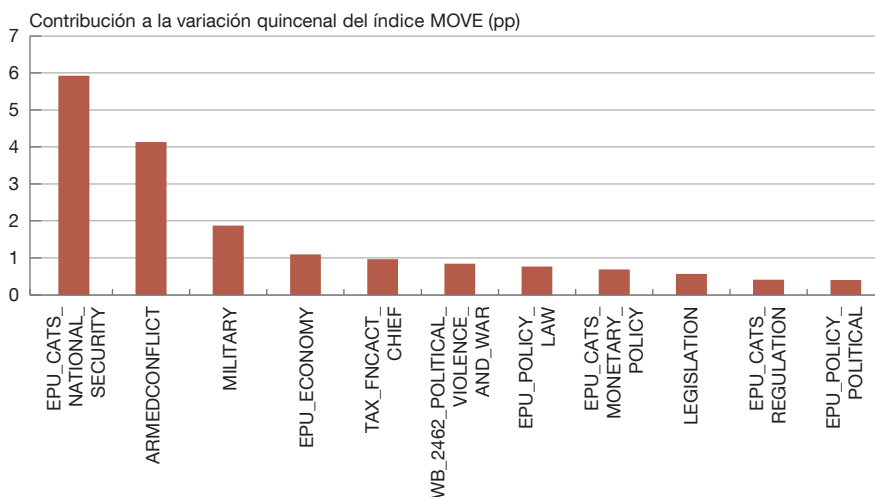
WB_507_ENERGY_AND_EXTRACTIVES
TAX_FNCACT_PRESIDENT
TAX_FNCACT_CHIEF
WB_133_INFORMATION_AND_COMMUNICATION_TECHNOLOGIES
GENERAL_GOVERNMENT
TAX_ECON_PRICE
LEGISLATION
USPEC_POLICY1
EPU_CATS_REGULATION
EPU_POLICY_GOVERNMENT
TAX_FNCACT_DIRECTOR
CRISISLEX_CRISISLEXREC
EPU_POLICY_LAW
USPEC_POLITICS_GENERAL1
EPU_CATS_TAXES
EPU_ECONOMY_HISTORIC

Narrativas que más se correlacionan con el índice MOVE con metodología de clústeres

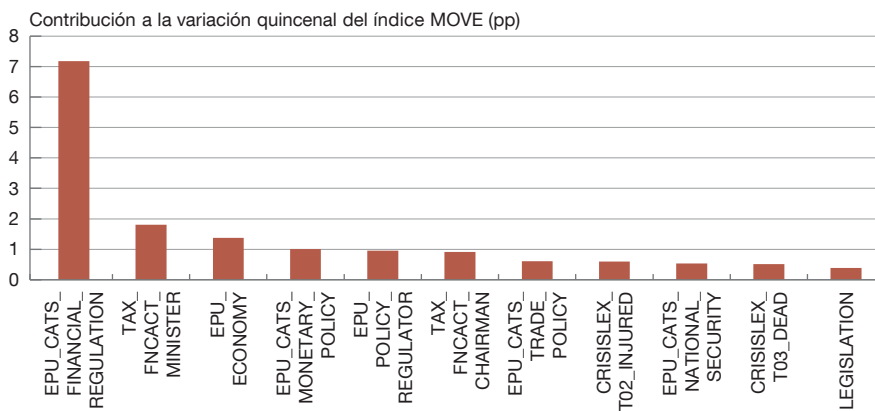
A.1.a Pandemia de COVID-19



A.1.b Guerra entre Rusia y Ucrania



A.1.c Crisis bancaria en Estados Unidos



FUENTE: Cálculos propios con datos de GDELT.

PUBLICACIONES DEL BANCO DE ESPAÑA

DOCUMENTOS OCASIONALES

- 2320 BANCO DE ESPAÑA: La accesibilidad presencial a los servicios bancarios en España: Informe de seguimiento 2023. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2321 EDUARDO AGUILAR GARCÍA, MARIO ALLOZA FRUTOS, TAMARA DE LA MATA, ENRIQUE MORAL-BENITO, IÑIGO PORTILLO PAMPIN y DAVID SARASA FLORES: Una primera caracterización de las empresas receptoras de fondos NGEU en España.
- 2401 ALEJANDRO MORALES, MANUEL ORTEGA, JOAQUÍN RIVERO y SUSANA SALA: ¿Cómo identificar a todas las sociedades del mundo? La experiencia del código LEI (Legal Entity Identifier).
- 2402 XAVIER SERRA y SONSOLES GALLEGO: Un primer balance del *Resilience and Sustainability Trust* del FMI como canal de utilización de los derechos especiales de giro. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2403 PABLO HERNÁNDEZ DE COS: El papel de la política macroprudencial en la estabilización de las fluctuaciones macrofinancieras. Conferencia de Estabilidad Financiera/Banco de Portugal, Lisboa (Portugal), 2 de octubre de 2023.
- 2404 MORTEZA GHOMI, SAMUEL HURTADO y JOSÉ MANUEL MONTERO: Análisis de la dinámica reciente de la inflación en España. Un enfoque basado en el modelo de Blanchard y Bernanke (2023).
- 2405 PILUCA ALVARGONZÁLEZ, MARINA ASENSIO, CRISTINA BARCELÓ, OLYMPIA BOVER, LUCÍA COBREROS, LAURA CRESPO, NAJIBA EL AMRANI, SANDRA GARCÍA-URIBE, CARLOS GENTO, MARINA GÓMEZ, PALOMA URCELAY, ERNESTO VILLANUEVA and ELENA VOZMEDIANO: The Spanish Survey of Household Finances (EFF): description and methods of the 2020 wave.
- 2406 ANA GÓMEZ LOSCOS, MIGUEL ÁNGEL GONZÁLEZ SIMÓN y MATÍAS JOSÉ PACCE: Modelo para la previsión del PIB de la economía española a corto plazo en tiempo real (Spain-STING): nueva especificación y reevaluación de su capacidad predictiva. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2407 OLYMPIA BOVER, LAURA CRESPO, SANDRA GARCÍA-URIBE, MARINA GÓMEZ-GARCÍA, PALOMA URCELAY y PILAR VELILLA: Micro and macro data on household wealth, income and expenditure: comparing the Spanish Survey of Household Finances (EFF) to other statistical sources.
- 2408 ÁNGEL ESTRADA y CARLOS PÉREZ MONTES: Un análisis de la evolución de la actividad bancaria en España tras el establecimiento del gravamen temporal de la ley 38/2022.
- 2409 PABLO A. AGUILAR, MARIO ALLOZA, JAMES COSTAIN, SAMUEL HURTADO y JAIME MARTÍNEZ-MARTÍN: El efecto de los programas de compras de activos del Banco Central Europeo en las cuentas públicas de España. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2410 RICARDO BARAHONA y MARÍA RODRÍGUEZ-MORENO: Estimating the OIS term premium with analyst expectation surveys.
- 2411 JOSÉ MANUEL CARBÓ, HOSSEIN JAHANSHAHLOO y JOSÉ CARLOS PIQUERAS: Análisis de fuentes de datos para seguir la evolución de *Bitcoin*.
- 2412 IVÁN KATARYNIUK, RAQUEL LORENZO ALONSO, ENRIQUE MARTÍNEZ CASILLAS y JACOPO TIMINI: An extended Debt Sustainability Analysis framework for Latin American economies.
- 2413 Encuesta Financiera de las Familias (EFF) 2022: métodos, resultados y cambios desde 2020.
- 2414 ÁNGEL ESTRADA, CARLOS PÉREZ MONTES, JORGE ABAD, CARMEN BROTO, ESTHER CÁCERES, ALEJANDRO FERRER, JORGE GALÁN, GERGELY GANICS, JAVIER GARCÍA VILLASUR, SAMUEL HURTADO, NADIA LAVÍN, JOËL MARBET, ENRIC MARTORELL, DAVID MARTÍNEZ-MIERA, ANA MOLINA, IRENE PABLOS y GABRIEL PÉREZ-QUIRÓS: Análisis de los riesgos sistémicos cíclicos en España y de su mitigación mediante requerimientos de capital bancario contracíclicos. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2415 CONCEPCIÓN FERNÁNDEZ ZAMANILLO y LUNA AZAHARA ROMO GONZÁLEZ: Facilitadores de la innovación 2.0: impulsando la innovación financiera en la era *fintech*.
- 2416 JAMES COSTAIN y ANTON NAKOV: Models of price setting and inflation dynamics.
- 2417 ARTURO PABLO MACÍAS FERNÁNDEZ e IGNACIO DE LA PEÑA LEAL: Sensibilidad a los tipos de interés soberanos de la cartera de colateral elegible para los préstamos de política monetaria.
- 2418 ANTONIO F. AMORES, HENRIQUE BASSO, JOHANNES SIMEON BISCHL, PAOLA DE AGOSTINI, SILVIA DE POLI, EMANUELE DICARLO, MARIA FLEVOTOMOU, MAXIMILIAN FREIER, SOFIA MAIER, ESTEBAN GARCÍA-MIRALLES, MYROSLAV PIDKUYKO, MATTIA RICCI and SARA RISCADO: Inflation, fiscal policy and inequality. The distributional impact of fiscal measures to compensate for consumer inflation.
- 2419 LUIS ÁNGEL MAZA: Una reflexión sobre los umbrales cuantitativos en los modelos de depósito de las cuentas anuales y su posible impacto en el tamaño empresarial en España.

- 2420 MARIO ALLOZA, JORGE MARTÍNEZ, JUAN ROJAS y IACOPO VAROTTO: La dinámica de la deuda pública: una perspectiva estocástica aplicada al caso español. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2421 NOEMÍ LÓPEZ CHAMORRO: El camino hacia la supremacía cuántica: oportunidades y desafíos en el ámbito financiero, la nueva generación de criptografía resiliente.
- 2422 SOFÍA BALLADARES y ESTEBAN GARCÍA-MIRALLES: Progresividad en frío: el impacto heterogéneo de la inflación sobre la recaudación por IRPF. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2423 JULIO ORTEGA CARRILLO y ROBERTO RAMOS: Estimaciones paramétricas del impuesto sobre la renta en 2019. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2424 PILAR L'HOTELLERIE-FALLOIS, MARTA MANRIQUE y DANILO BIANCO: Las políticas de la UE para la transición verde, 2019-2024. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2425 CATERINA CARVALHO-MACHADO, SABINA DE LA CAL, LAURA HOSPIDO, SARA IZQUIERDO, MARGARITA MACHELETT, MYROSLAV PIDKUYKO y ERNESTO VILLANUEVA: The Survey of Financial Competences: description and methods of the 2021 wave.
- 2426 MARINA DIAKONOVA, CORINNA GHIRELLI y JUAN QUIÑÓNEZ: Economic Policy Uncertainty in Central America and the Dominican Republic.
- 2427 CONCEPCIÓN FERNÁNDEZ ZAMANILLO y CAROLINA TOLOBA GÓMEZ: *Sandbox* regulatorio español: impacto en los promotores de los proyectos monitorizados por el Banco de España.
- 2428 ANDRES ALONSO-ROBISCO, JOSE MANUEL CARBO, EMILY KORMANYOS y ELENA TRIEBSKORN: Houston, we have a problem: can satellite information bridge the climate-related data gap?
- 2429 ALEJANDRO FERNÁNDEZ CEREZO, BORJA FERNÁNDEZ-ROSILLO SAN ISIDRO y NATIVIDAD PÉREZ MARTÍN: La perspectiva regional de la Central de Balances del Banco de España. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2430 JOSE GONZÁLEZ MÍNGUEZ: El informe Letta: un conjunto de recetas para dinamizar la economía europea.
- 2431 MARIYA MELNYCHUK y JAVIER MENCÍA: A taxonomy of macro-financial risks and policies to address them.
- 2432 DMITRY KHAMETSHIN, DAVID LÓPEZ RODRÍGUEZ y LUIS PÉREZ GARCÍA: El mercado del alquiler de vivienda residencial en España: evolución reciente, determinantes e indicadores de esfuerzo.
- 2433 ANDRÉS LAJER BARON, DAVID LÓPEZ RODRÍGUEZ y LUCIO SAN JUAN: El mercado de la vivienda residencial en España: evolución reciente y comparación internacional.
- 2434 CARLOS GONZÁLEZ PEDRAZ, ADRIAN VAN RIXTEL y ROBERTO PASCUAL GONZÁLEZ: Navigating the boom and bust of global SPACs.
- 2435 PATROCINIO TELLO-CASAS: El papel de China como acreedor financiero internacional.
- 2436 JOSÉ RAMÓN MARTÍNEZ RESANO: CBDCs, banknotes and bank deposits: the financial stability nexus.
- 2501 PEDRO DEL RÍO, PAULA SÁNCHEZ, MARÍA MÉNDEZ, ANTONIO MILLARUELO, SUSANA MORENO, MANUEL ROJO, IACOPO TIMINI y FRANCESCA VIANI: La ampliación de la Unión Europea hacia el este: situación e implicaciones para la economía española y la Unión Europea.
- 2502 BANCO DE ESPAÑA: La accesibilidad presencial a los servicios bancarios en España: informe de seguimiento 2024.
- 2503 ANDRÁS BORSOS, ADRIAN CARRO, ALDO GLIELMO, MARC HINTERSCHWEIGER, JAGODA KASZOWSKA-MOJSA and ARZU ULUC: Agent-based modeling at central banks: recent developments and new challenges.
- 2504 ANDRES ALONSO-ROBISCO, ANDRES AZQUETA-GAVALDON, JOSE MANUEL CARBO, JOSE LUIS GONZALEZ, ANA ISABEL HERNAEZ, JOSE LUIS HERRERA, JORGE QUINTANA y JAVIER TARANCON: Empowering financial supervision: a SupTech experiment using machine learning in an early warning system.
- 2505 JÉSSICA GUEDES, DIEGO TORRES, PAULINO SÁNCHEZ-ESCRIBANO y JOSÉ BOYANO: Incertidumbre en el mercado de bonos: una propuesta para identificar sus narrativas con GDELT.