

# Investigando las relaciones dinámicas en los mercados financieros: un análisis en la era del big data. / Investigating dynamic relationships in financial markets: An analysis in the age of big data.

---

Alejandro García Figal

Facultad de Contabilidad y Finanzas, Universidad de La Habana, La Habana, Cuba.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0176-6089>

[alejandro.garcia@fcf.uh.cu](mailto:alejandro.garcia@fcf.uh.cu)

## Resumen

---

La investigación se centra en la construcción de redes financieras que logren captar las relaciones causales y de contagio en los sistemas financieros. Este enfoque revela que las topologías de los mercados financieros tienen una influencia importante en la dinámica del sistema financiero como relaciones entre estos mercados. En primer lugar, se construye una red relacional causal siguiendo un enfoque de causalidad multivariada de granger. Se refuerza dicha red utilizando métodos de aprendizaje automático de agrupamientos basados en el cálculo de distancia euclidiana en matrices multi-dimensionales. Se proponen ilustraciones y debates sobre el impacto que tienen eventos de cisne negro e implementación de políticas en los mercados financieros.

**Palabras claves:** análisis de cointegración, aprendizaje automático, big data, cálculo fraccionario, causalidad de granger, métodos de agrupamiento, serie de tiempo

**Código JEL:** C1 - C3 - D4 - E3

## Abstract

---

The research focuses on the construction of financial networks that manage to capture causal and contagion relationships in financial systems. This approach reveals that the topologies of financial markets have an important influence on the dynamics of the financial system as relationships between these markets. First, a causal relational network is constructed following a granger multivariate causality approach. This network is reinforced using methods of automatic learning of clusters based on the calculation of Euclidean distance in multi-dimensional matrices. Illustrations and discussions on the impact of black swan events and policy implementation on financial markets are proposed.

**Key words:** cointegration analysis, machine learning, big data, fractional calculus, granger causality, clustering methods, time series

## Introducción

---

Los mercados financieros, incluidos los mercados bursátiles, son sistemas extremadamente complicados en los que los participantes desempeñan varios roles con acceso asimétrico a la información en diferentes niveles del mercado. El éxito de las estrategias comerciales en estos sistemas tienen una influencia significativa en las economías. Las recientes crisis financieras y caídas de los

mercados instan a los profesionales y académicos a reevaluar los mercados y comprender las dinámicas fundamentales que las teorías financieras tradicionales no logran revelar. Con la ayuda de la teoría de redes complejas, es posible modelar y extraer las estructuras topológicas de la red para revelar información y relaciones ocultas entre los mercados financieros y los activos. Este enfoque de análisis de redes financieras beneficia la gestión de carteras, la gestión de riesgos, el comercio cuantitativo y otras prácticas financieras al proporcionar una mejor comprensión y visualización de la dinámica del mercado.

El mercado financiero se considera un sistema extremadamente complejo respaldado por varias innovaciones de tecnología de la información, que incluyen el comercio automatizado [12], el comercio fuera de la bolsa [10] y la selección de valores basada en la multitud [17].

Aunque la información es crítica en los mercados financieros [8, 21], los últimos años han sido testigos de un desarrollo emergente de la ciencia de redes en varios mercados financieros [25]. Desde la perspectiva de los sistemas de información, el análisis de redes financieras es un método emergente para analizar los riesgos financieros [22], el ciclo financiero [28], la perspectiva del mercado de valores [23] y la red de amantes de los derrames de riesgos [38]. Sin embargo, según la investigación actual de topologías de redes financieras, las redes suelen ser gráficos no dirigidos construidos a partir de correlaciones entre las series temporales de precios. Debido a la falta de capacidad para revelar la información de las influencias mutuas entre las acciones, es un desafío responder preguntas tales como cómo una acción es causal de otra acción, o qué acción va a la cabeza o a la zaga de otra acción. Dado que la correlación no implica causalidad, se necesitan otros métodos para construir redes dirigidas para captar las relaciones causales incrustadas entre las interinfluencias de las acciones. El estudio proporciona nuevas herramientas a los estudios financieros tradicionales, agrega nuevos conocimientos a la investigación de análisis de redes financieras no dirigidas y proporciona implementaciones para la investigación y las prácticas.

Las economías de todo el mundo se están influenciando entre sí debido a la globalización. Por lo tanto, es esencial comprender la dinámica de los mercados globales. En este documento, se investigan 120 variables financieras de los cinco mercados que más dinero y volumen generan en sus transacciones: mercado de materias, de divisas, de fondos cotizados en bolsas, índices bursátiles y acciones (22 series por mercado). Se utilizan pruebas causales de Granger y correlación de adelanto/retraso para construir redes dirigidas y cuantificar la dinámica de los mercados globales.

## Revisión de literatura

---

Los sistemas financieros son sistemas complejos típicos con una gran cantidad de participantes heterogéneos que interactúan entre sí de manera no lineal. Para los mercados financieros globales, es esencial comprender las relaciones de interdependencia entre el movimiento de precios de estos. Utilizando la serie temporal de precios de una cartera, se puede construir la matriz de correlación de precios, que indica cómo interactúan los activos entre sí, para construir aún más las redes de activos basadas en la correlación [30]. Con estas, las aplicaciones del análisis de la teoría de redes complejas y la teoría de matrices aleatorias podrían extraer información oculta incrustada en los comportamientos de las variables financieras. Se han hecho

avances significativos en los últimos años centrándose en estas direcciones con muchos hallazgos empíricos no triviales y aplicaciones para el estudio de crisis de mercado, optimización de cartera, gestión de riesgos y diseño de estrategias comerciales. Estos logros, en comparación con los enfoques tradicionales de la economía y las finanzas, aportan nuevos conocimientos significativos sobre la comprensión de las estructuras y los comportamientos de los mercados.

Se han realizado muchos estudios recientes de análisis de redes financieras en una variedad de mercados bursátiles de todo el mundo, como Brasil [34], China [15], Corea del Sur [27], Nueva Zelanda [32], Estados Unidos [29], Irán [24], Turquía [11], Rusia [36], Suecia [18], Alemania [4], mercados europeos [6] y mercados globales [26]. El cuerpo de literatura sobre estudios de correlación y redes de mercados financieros está creciendo. Esto muestra un gran uso práctico tanto en estudios empíricos como en el modelado de correlaciones y conexiones basadas en información de precios, como se analiza en Billio et al. [3] y Podobnik et al. [31]. Además del mercado de valores, el mercado de valores de bienes raíces se estudia en Wang y Xie [37], y los mercados de divisas se estudiaron en Fenn et al. [14] y Jang, Lee y Chang [19]. Como una extensión de los avances recientes de los estudios de sentimiento social en finanzas, Zhang et al. [39] proponen un método de predicción del precio de las acciones utilizando las propiedades de la estructura de la red con sentimientos sociales. En Farmer et al. [13], se propone una visión para modelar los mercados financieros y los sistemas económicos como redes acopladas de agentes para combinar los poderes de la teoría de redes complejas y las simulaciones computacionales de agentes múltiples. En un artículo científico reciente de 2016, Battiston et al. [2] argumentan que los conceptos de la teoría de la complejidad como las redes son necesarios y tienen un potencial significativo para anticipar las crisis financieras porque las economías y los sistemas financieros están cada vez más conectados [2]. Los estudios de la estructura de la red y las propiedades relacionadas y la dinámica brindan nuevos conocimientos para los reguladores del mercado financiero para una mejor toma de decisiones políticas [1, 31, 33].

En el análisis de redes financieras, se han realizado algunos trabajos sobre las relaciones entre entidades económicas como países, empresas y directores de juntas. Por ejemplo, Battiston y Catanzaro [1] encuentran que la red de directores de las grandes empresas muestra una característica de mundo pequeño. Glattfelder [16] y Vitali, Glattfelder y Battiston [35] investigaron las relaciones de control empresarial desde la perspectiva de las redes de propiedad extraídas de los datos de los accionistas.

Varios artículos investigan las redes internacionales de comercio mundial en las que los países son vértices y la importación/exportación internacional de bienes entre países se utiliza para construir bordes [20].

De lo anterior que el análisis de redes financieras proporciona herramientas para revelar las estructuras topológicas de los mercados financieros. Para mejorar la capacidad del análisis de redes financieras. En la investigación realizada por Caldarelli et al. [5], los autores informan que las redes financieras se extraen no solo de los precios de las acciones, sino también del directorio y la propiedad de las acciones. Estos resultados muestran propiedades libres de escala. Chen et al. [9] analizan más a fondo la relación entre la cercanía entre industrias y la industria de rendimientos a nivel industrial y la centralidad de las acciones y los rendimientos de las acciones a nivel de acciones. Los mercados bursátiles globales no solo son importantes para el país individual, sino que también están enredados con influencias significativas entre sí.

Es interesante explorar desde una nueva perspectiva y agregar nuevas evidencias para verificar aún más los efectos, factores y dinámicas en estos sistemas complejos. En este estudio, nos enfocamos en la red global de los mercados financieros a partir de información de precios. Las señales se tratan como los vértices, mientras que las relaciones se traducen como bordes entre los mercados bursátiles. La contribución de la investigación es proporcionar hallazgos de redes dirigidas en este sistema global construidas a partir de información de causalidad de Granger. Hay algunas investigaciones relevantes que aplican las pruebas de causalidad de Granger en el estudio de las estructuras de red de los mercados financieros. Utilizando las medidas de las redes de causalidad de Granger basadas en rendimientos mensuales, el estudio [3] muestra que los sectores institucionales financieros se interrelacionan y los bancos representan roles más importantes.

## Análisis de datos y discusión

Los datos que se utilizan son los precios medidos en instancias diarias. El estudio se centra en analizar el desarrollo y los cambios estructurales en dos períodos de tiempo compuestos cada uno por tres años. La lógica en los años es: un año de no crisis, un año donde se entra en un período de estrés (crisis) y un año donde supuestamente se sale del estado o se comienza a salir del estado de estrés. Los años en cuestión por periodo son:

- Primer período: 2006-2008-2010
- Segundo período: 2018-2020-2022

Utilizando los datos de retorno durante estas instancias de tiempo, se realiza la prueba de causalidad de Granger para todos los pares de series temporales. Se calculan la estadística F y los valores críticos. La red binaria de Granger se genera donde los vértices son índices y los bordes dirigidos se ponderan como 1 si la estadística F es mayor que los valores críticos, como:

$$\vec{e}_{ij} = 1 \text{ si } F > c, \text{ otro escenario } \vec{e}_{ij} = 0$$

donde F es el estadístico F y c representa el valor crítico. Si  $F > c$  como se describe,  $I_i \rightarrow I_j$ , es decir,  $I_i$  granger causa  $I_j$ , estableciendo una relación dirigida. Para cuantificar la influencia de cada vértice se adopta el factor de influencia introducido en Caraiani [7], en el que se construye una red de causalidad de Granger utilizando los datos del PIB. Con base en la red granger, la influencia de cada vértice (país) se mide como el factor de influencia relativa (FI):

$$IF_i = \frac{d_i^{out} - d_i^{in}}{d_i^{in} - d_i^{out}}$$

donde:

$$d_i^{in} = |\vec{e}_{ki}|_{k \neq i} \text{ y } d_i^{out} = |\vec{e}_{ki}|_{k \neq i}$$

Se puede observar en las figuras 1 y 2 que las redes causales de Granger logran extraer las dinámicas de contagio en las fluctuaciones y capta información no trivial en períodos de crisis, logrando diferenciar estos regímenes del resto. De acuerdo con estos hallazgos, y comparando ambos años de crisis (2008 con 2020). Se demuestra empíricamente que la dinámica de ambas crisis es distinta en cuanto a influencias de variables y relaciones en los mercados.

En las figuras cada nodo representa una serie temporal financiera. La clasificación en cuanto a qué mercado pertenece está dado por el color:

- Materias primas: Rojo
- Divisas: Azul
- Índices: Naranja
- Fondos comerciables en bolsa: Verde

- Acciones: Morado

Figura 1: Red relacional construida a partir del test de granger. Primer periodo de estudio

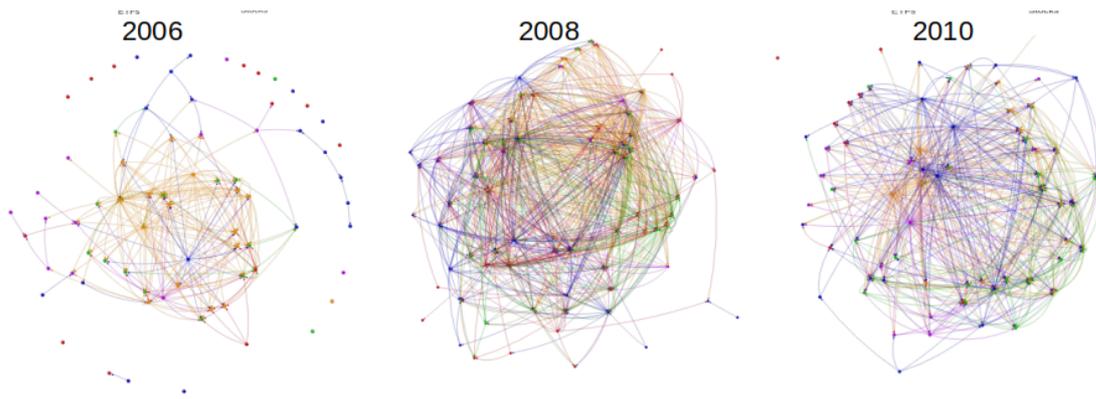
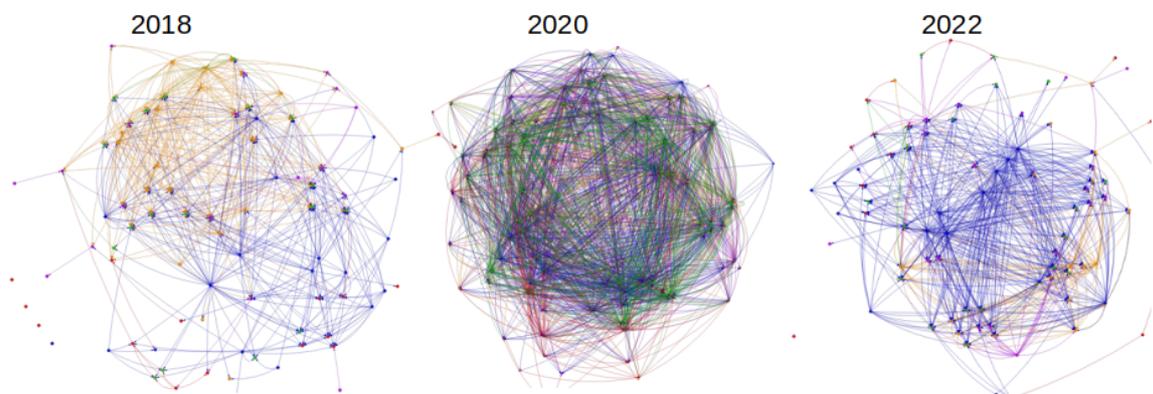


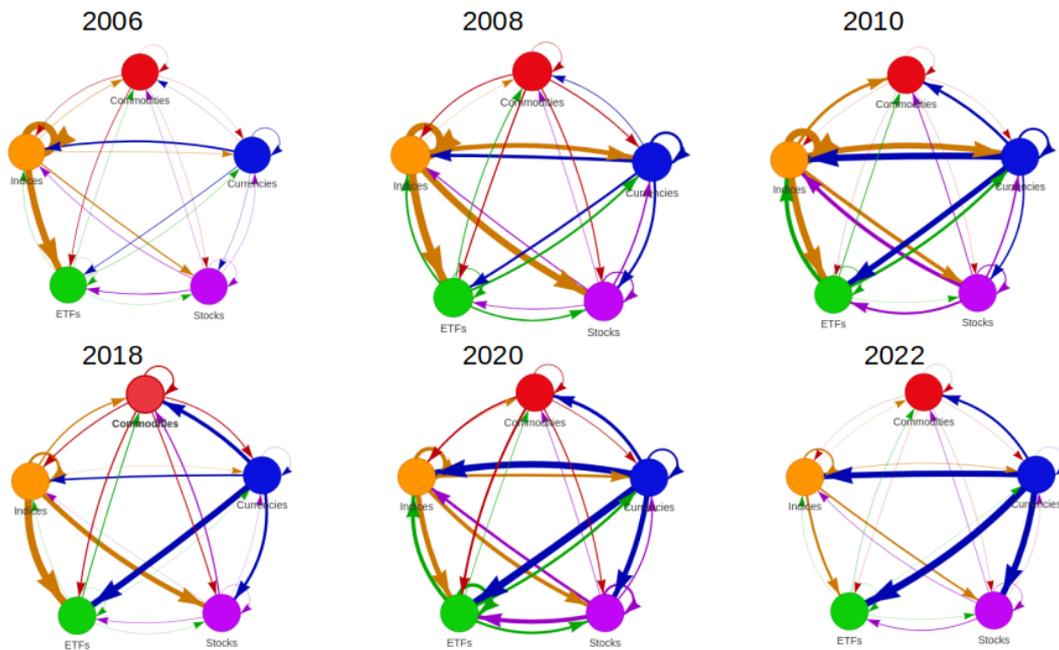
Figura 2: Red relacional construida a partir del test de granger. Segundo periodo de estudio



Fuente: Elaboración propia.

Llamar la atención de la enorme diferencia entre ambos períodos. Lo que apoya que los sistemas financieros van cambiando su estado de equilibrio durante el tiempo. Por lo que su dinámica depende muy fuerte del contexto en que se desenvuelven. Y una vez dejado el estado de equilibrio inicial producto de una situación de estrés, se demora como mínimo dos años en entrar en otro. En la figura 3 se ilustra con mayor claridad los cambios en cuando a la cantidad de relaciones causales a lo interno y externo en cada mercado. El ancho de las flechas direccionales está dado por la cantidad de relaciones direccionales.

Figura 3: Evolución de las relaciones causales entre mercados financieros



Fuente: Elaboración propia.

Con el análisis anterior, el siguiente paso que se da es construir nodos (o pueden ser vistos como redes de topología individual) mediante un proceso de clusterización. Se utiliza el algoritmo de aprendizaje de máquina de K-means. La metodología del mismo se encuentra bien descrita en el trabajo de Howard y Powell "Clustering by Compression" donde se propone un enfoque de clustering basado en la compresión de datos y muestra que K-means es uno de los métodos más efectivos para este enfoque.

K-means es un algoritmo de clasificación no supervisada (clusterización) que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias entre cada objeto y el centroide de su grupo o cluster. En pocas palabras, este algoritmo agrupará cada observación en función de su distancia al centroide más cercano.

El centroide se selecciona al azar de las observaciones (una muestra/fila) inicialmente y se moverá en cada iteración según la media (para características continuas) o el modo (para características categóricas) de las observaciones que se le asignaron. El número de centroides será el número de grupos.

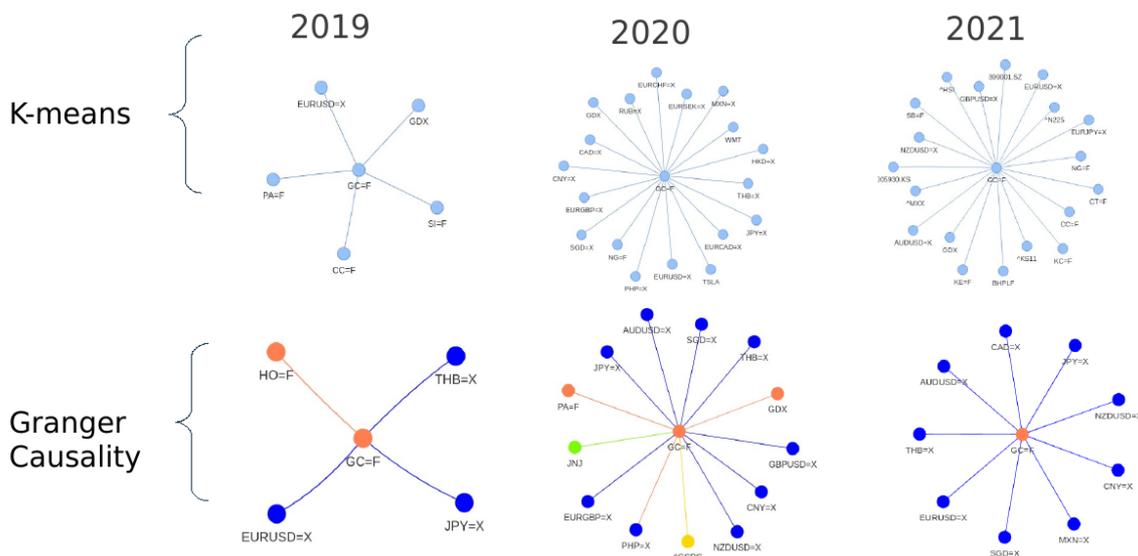
El funcionamiento interno de este algoritmo se resume en los siguientes pasos:

1. Elija el número k de grupos (se usa el método Elbow).
2. Elija aleatoriamente k observaciones como centroides iniciales.
3. Asigne cada observación en función del centroide más cercano (calculado por la distancia euclidiana).
4. Mueva el centroide al centro (promedio) de las observaciones que le fueron asignadas.
5. Repita los pasos 3 y 4 hasta que el clúster no cambie (convergencia) o se alcance la iteración máxima.

La idea es obtener una matriz de -1, 0 y 1 a partir de las variaciones relativas para tener una idea más clara de si disminuyó el precio (-1), no varió significativamente el precio (0), o aumentó (1). Al iterar este algoritmo de agrupamiento K-Means a la matriz resultando de los precios de las variables seleccionadas, se tiene como resultado grupos de aquellas series que su comportamiento fue parecido durante el tiempo estudiado. Este resultado se compara con la red construida a partir del análisis de causalidad de granger.

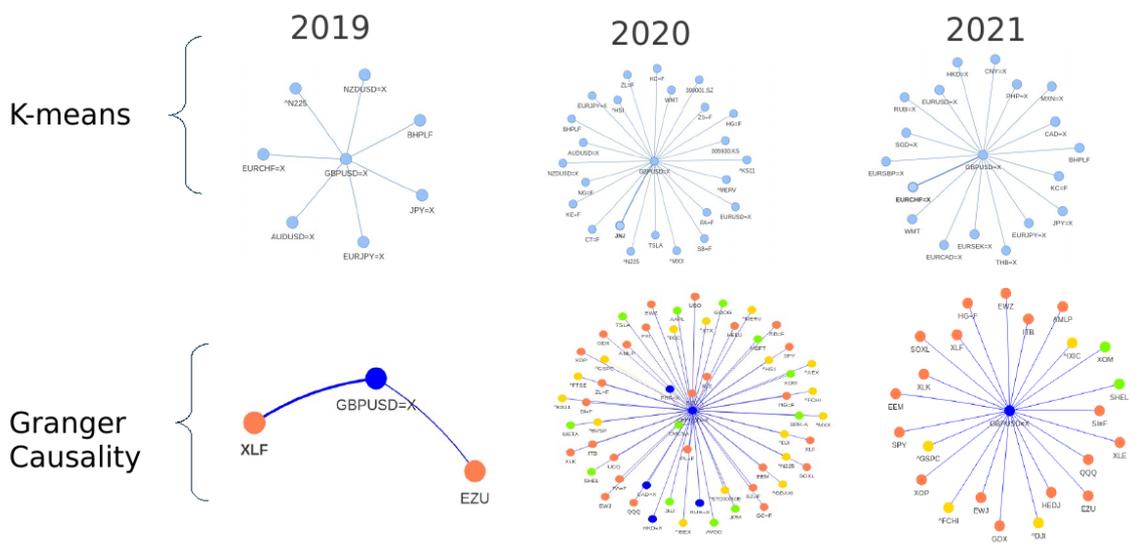
El resultado de la agrupación de este algoritmo depende de los centroides iniciales aleatorios. Esto significa que el resultado podría no ser el mismo si ejecutamos este algoritmo varias veces. Para solucionar esto colocamos los centroides iniciales lejos uno del otro, lo que conduce a una convergencia más rápida y un resultado más consistente. En la figura 4 y 5 se muestra una comparación entre dos grupos extraídos del segundo período centrándonos en el oro y en el par GBP/USD respectivamente. El primero extraído de K-means y el segundo del granger resultando:

Figura 4: Comparación entre los grupos de K-means y causalidad de granger. Variable de ejemplo: Oro (GC=F)



Fuente: Elaboración propia

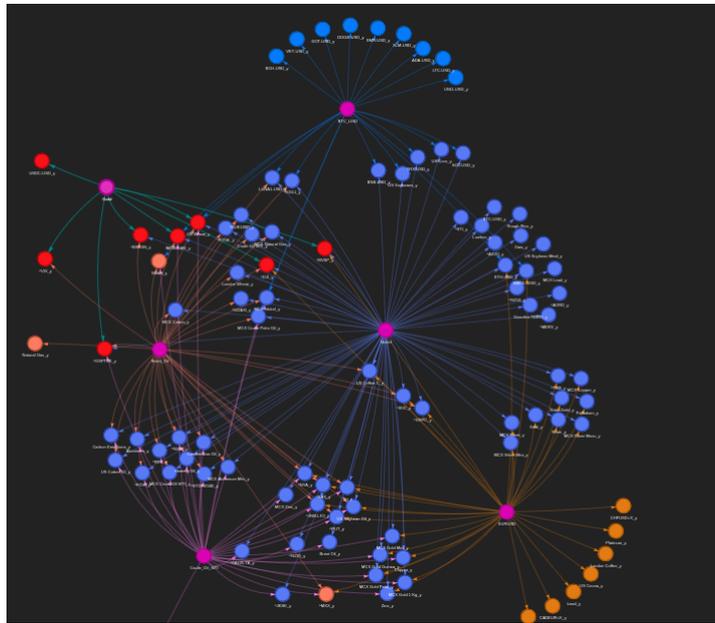
Figura 5: Comparación entre los grupos de K-means y causalidad de granger. Variable de ejemplo: Oro (GBPUSD=X)



Fuente: Elaboración propia

Ambos captan de forma correcta el cambio en la dinámica. Con los resultados de K-means se logra reforzar las redes a partir de un análisis de discrepancias. Este enfoque es una etapa de iteración multinivel donde en cada pasa se compran y se actualizan los nodos. Dando como resultado una topología causal-relacional junto con una alomeración de los grupos que se comportan de forma similar. La figura 6 muestra mediante un zoom la topología de la red resultante especificando a cada grupo según K-means pertenece cada serie en el año 2022.

Figura 6: Red entre mercados financieros especificando grupos por variaciones similares



*Fuente: Elaboración propia*

## Conclusiones

El análisis de redes financieras es un método innovador para estudiar cuantitativamente la dinámica de los mercados financieros. Como enfoque de Big Data financiero, proporciona nuevas herramientas para analizar y visualizar las interrelaciones de los activos. A diferencia del análisis de redes financieras no dirigidas, que omite la dirección causal o de influencia, el análisis de redes financieras dirigidas puede revelar cómo la información o la influencia se está extendiendo entre todo el sistema y cómo cambia su dinámica durante el tiempo.

El análisis de redes financieras dirigidas es un complemento esencial de los enfoques no dirigidos. En este estudio, discutimos la red de causalidad de Granger junto con un algoritmo de k-means. Se ilustra la topología de la red en base al tiempo construida usando series temporales financieras. Nuestro enfoque se puede aplicar a cualquier sistema financiero.

En nuestra investigación, ambos enfoques revelan una clasificación de influencias entre variables financieras. El trabajo empírico contribuye a la literatura en múltiples temas. Primero, proporcionamos un estudio sistemático de los mercados globales modelando como redes financieras dirigidas tanto en la red de causalidad de Granger como en la red simple de K-means. En segundo lugar, se discuten las propiedades topológicas de las redes dirigidas, revelando las relaciones de influencia entre los mercados globales. En tercer lugar, a través de la información de borde dirigida, revelamos que los mercados no regresan a su estado de equilibrio inicial una vez salen de este régimen producto de eventos de cisne negro.

Sin embargo, este trabajo aún necesita más esfuerzos para superar las limitaciones. Se podrían usar más datos de precios en frecuencias más altas para explorar los comportamientos del mercado en escalas de tiempo pequeñas; se pueden usar otras pruebas de causalidad para construir redes dirigidas.

Vale la pena mencionar que al diseñar la estrategia comercial en los mercados globales, se debe considerar el número de influencias en cada variable y tomar las decisiones financieras en dependencia del número de relaciones causales y en que grupo de variación se encuentra. Para los diferentes períodos comerciales de los mercados globales en diferentes zonas horarias.

Además, sería emocionante y gratificante explorar las posibilidades de combinar el análisis de redes financieras con otros enfoques de big data, como el análisis de sentimientos.

## Referencias

---

3. Battiston, S.; and Catanzaro, M. Statistical properties of corporate board and director networks. *The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems*, 38, 2 (2004), 345–352.
4. Battiston, S.; Farmer, J.D.; Flache, A.; Garlaschelli, D.; Haldane, A.G.; Heesterbeek, H.; Hommes, C.; Jaeger, C.; May, R.; and Scheffer, M. Complexity theory and financial regulation. *Science*, 351, 6275 (2016), 818–819.
5. Billio, M.; Getmansky, M.; Lo, A.W.; and Pelizzon, L. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 104, 3 (2012), 535–559.
6. Brida, J.G.; and Risso, W.A. Hierarchical structure of the German stock market. *Expert Systems with Applications*, 37, 5 (2010), 3846–3852.
7. Caldarelli, G.; Battiston, S.; Garlaschelli, D.; and Catanzaro, M. Emergence of complexity in financial networks. In E. Ben-Naim, H. Frauenfelder, and Z. Toroczkai (eds). *Complex Networks*. Berlin Heidelberg: Springer, 2004, pp. 399–423.
8. Caraianni, P. Characterizing emerging European stock markets through complex networks: From local properties to self-similar characteristics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391, 13 (2012), 3629–3637.
9. Caraianni, P. Using complex networks to characterize International business cycles. *PLoS ONE*, 8, 3 (2013), e58109.
10. Cavusoglu, H.; Mishra, B.; and Raghunathan, S. The effect of internet security breach announcements on market value: capital market reactions for breached firms and internet security developers. *International Journal of Electronic Commerce*, 9, 1 (2004), 70–104.
11. Chen, K.; Luo, P.; Sun, B.; and Wang, H. Which stocks are profitable? A network method to investigate the effects of network structure on stock returns. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 436(2015), 224–235.
12. Clemons, E.K.; and Weber, B.W. Adverse self-selection and the changing competitive balance between stock exchanges and off-exchange trading venues. *International Journal of Electronic Commerce*, 1, 3 (1997), 21–41.
13. Çukur, S.; Eryiğit, M.; and Eryiğit, R. Cross correlations in an emerging market financial data. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 376, (2007), 555–564.
14. Fan, M.; Stallaert, J.; and Whinston, A.B. The design and development of a financial cybermarket with a bundle trading mechanism. *International Journal of Electronic Commerce*, 4, 1 (1999), 5–22.
15. Farmer, J.D.; Gallegati, M.; Hommes, C.; Kirman, A.; Ormerod, P.; Cincotti, S.; Sanchez, A.; and Helbing, D. A complex systems approach to constructing better models for managing financial markets and the economy. *The European Physical Journal Special Topics*, 214, 1 (2012), 295–324.
16. Fenn, D.J.; Porter, M.A.; Mucha, P.J.; McDonald, M.; Williams, S.; Johnson, N.F.; and Jones, N.S. Dynamical clustering of exchange rates. *Quantitative Finance*, 12, 10 (2012), 1493–1520.
17. Gao, Y.-C.; Zeng, Y.; and Cai, S.-M. Influence network in the Chinese stock market. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2015, 3 (2015), P03017.
18. Glattfelder, J.B. Backbone of complex networks of corporations: the flow of control. In *Decoding Complexity: Uncovering Patterns in Economic Networks*. Berlin: Springer, 2013, pp. 67–93.

19. Hill, S.; and Ready-Campbell, N. Expert stock picker: the wisdom of (experts in) crowds. *International Journal of Electronic Commerce*, 15, 3 (2011), 73–102.
20. Jallo, D.; Budai, D.; Boginski, V.; Goldengorin, B.; and Pardalos, P. Network-based representation of stock market dynamics: An application to American and Swedish stock markets. In B. Goldengorin, V.A. Kalyagin, and P.M. Pardalos (eds.), *Models, Algorithms, and Technologies for Network Analysis*. New York: Springer, 2013, pp. 93–106.
21. Jang, W.; Lee, J.; and Chang, W. Currency crises and the evolution of foreign exchange market: Evidence from minimum spanning tree. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390, 4 (2011), 707–718.
22. Kali, R.; and Reyes, J. The architecture of globalization: a network approach to international economic integration. *Journal of International Business Studies*, 38, 4 (2007), 595–620.
23. Kannan, K.; Rees, J.; and Sridhar, S. Market reactions to information security breach announcements: An empirical analysis. *International Journal of Electronic Commerce*, 12, 1 (2007), 69–91.
24. Kosmidou, K.; Kousenidis, D.; Ladas, A.; and Negkakakis, C. Determinants of risk in the banking sector during the European financial crisis. *Journal of Financial Stability*, 33(2017), 285–296.
25. Li, H.; An, H.; Fang, W.; Wang, Y.; Zhong, W.; and Yan, L. Global energy investment structure from the energy stock market perspective based on a Heterogeneous Complex Network Model. *Applied Energy*, 194(2017), 648–657.
26. Namaki, A.; Shirazi, A.H.; Raei, R.; and Jafari, G.R. Network analysis of a financial market based on genuine correlation and threshold method. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390, 21–22 (2011), 3835–3841.
27. Newman, M.E.J. The structure and function of complex networks. *SIAM Review*, 45, 2 (2003), 167–256.
28. Nobi, A.; Lee, S.; Kim, D.H.; and Lee, J.W. Correlation and network topologies in global and local stock indices. *Physics Letters A*, 378, 34 (2014), 2482–2489.
29. Nobi, A.; Maeng, S.E.; Ha, G.G.; and Lee, J.W. Effects of global financial crisis on network structure in a local stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 407(2014), 135–143.
30. Peron, T.K.D.; and Rodrigues, F.A. Collective behavior in financial markets. *Europhysics Letters*, 96, 4 (2011), 48004.
31. Plerou, V.; Gopikrishnan, P.; Rosenow, B.; Amaral, L.A.N.; and Stanley, H. E. Econophysics: Financial time series from a statistical physics point of view. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 279, 1–4 (2000), 443–456.
32. Podobnik, B.; Horvatic, D.; Petersen, A.M.; and Stanley, H.E. Cross correlations between volume change and price change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106, 52 (2009), 22079–22084.
33. Rea, A.; and Rea, W. Visualization of a stock market correlation matrix. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 400(2014), 109–123.
34. Schweitzer, F.; Fagiolo, G.; Sornette, D.; Vega-Redondo, F.; Vespignani, A.; and White, D.R. Economic networks: The new challenges. *Science*, 325, 5939 (2009), 422–425.
35. da Silva, M.F.; de Area Leão Pereira, É.J.; da Silva Filho, A.M.; de Castro, A.P.N.; Miranda, J.G.V.; and Zebende, G.F. Quantifying cross-correlation between Ibovespa and Brazilian blue-chips: The DCCA approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 424(2015), 124–129.
36. Vitali, S.; Glattfelder, J.B.; and Battiston, S. The Network of Global Corporate Control. *PLoS ONE*, 6, 10 (2011), 1–6.

37. Vizgunov, A.; Goldengorin, B.; Kalyagin, V.; Koldanov, A.; Koldanov, P.; and Pardalos, P.M. Network approach for the Russian stock market. *Computational Management Science*, 11, 1–2 (2014), 45–55.
38. Wang, G.-J.; and Xie, C. Correlation structure and dynamics of international real estate securities markets: A network perspective. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 424(2015), 176–193.
39. Wang, G.-J.; Xie, C.; He, K.; and Stanley, H.E. Extreme risk spillover network: application to financial institutions. *Quantitative Finance*, 17, 9 (2017), 1417–1433.
40. Zhang, W.; Li, C.; Ye, Y.; Li, W.; and Ngai, E.W.T. Dynamic business network analysis for correlated stock price movement prediction. *Intelligent Systems, IEEE*, 30, 2 (2015), 26–33.