

Análisis de Influenciadores en Twitter. Una Exploración en el Ámbito del Mercado NASDAQ

Joan Rojas¹

Universidad Nacional Abierta y a Distancia, Colombia

Carlos Osorio PhD

Universidad de Manizales, Colombia

RESUMEN

El propósito de este trabajo es realizar una exploración de los principales influenciadores en la red social Twitter; con enfoque a las comunidades de discusión enfocadas en acciones negociadas en el mercado NASDAQ. De esta manera, se espera entender cómo se comportan las redes de influencia en grupos interesados en temas bursátiles, las cuales pueden conducir a que se produzca un comportamiento de pastoreo, haciendo cuestionable la hipótesis de eficiencia de los mercados. Se parte de una revisión de literatura, a partir de lo cual se conforma un marco de referencia para comprender el sentido del análisis de redes, la importancia de los influenciadores y la forma en que estos afectan el comportamiento de los inversionistas. Luego, se ejecuta el análisis de redes sociales con el fin de identificar los principales usuarios y las redes de influencia que se producen en la red social Twitter, basados en medidas de centralidad. Al final, los resultados muestran que, en el contexto de los mercados de valores, los influenciadores no son sólo individuos participantes en la industria financiera con conocimientos profundos en análisis bursátil; sino que líderes de opinión como políticos o empresarios pueden llegar a tener un papel central en las comunidades de inversión.

Palabras clave: *Redes Sociales – Mercados Financieros – Comportamiento de Pastoreo – Influenciadores – NodeXL*

ABSTRACT

The purpose of this work is to explore the main influencers in the social network Twitter; in relation to the discussion communities focused on shares traded on the NASDAQ market. In this way, it is expected to understand how influence networks behave in groups interested in stock market issues, which can lead to grazing behavior, making the hypothesis of market efficiency questionable. It starts from a literature review, from which a frame of reference is formed to understand the meaning of network analysis, the importance of influencers and the way in which they affect the behavior of investors. Then, the analysis of social networks is executed by applying the NodeXL tool, in order to identify the main users and the networks of influence that occur in the social network Twitter. Ultimately, the results show that, in the context of equity markets, influencers are not just individuals participating in the financial industry with deep knowledge of stock analysis; rather, opinion leaders such as politicians or businessmen can play a central role in investment communities.

Key words: *Social networks – Financial Markets – Herding Behavior – Influencers – NodeXL*

Contacto con los autores: Joan Rojas (jsrojas81792@umanizales.edu.co) Carlos Osorio (cosoriot@umanizales.edu.co)

INTRODUCCIÓN

Internet es una tecnología que ha traído considerables cambios en el comportamiento humano; influyendo en la manera en cómo cada individuo se relaciona con otro, con grupos y con las cosas. Hoy por hoy, se han gestado considerables innovaciones en la gran red mundial; las cuales conducen a saltos cualitativos y cuantitativos en la dinámica de los seres humanos, cuando se ven inmersos en redes sociales. Gran parte de estas innovaciones que están ocurriendo en internet tienen que ver con el desarrollo de tecnologías como el big-data, blockchain, comprensión del lenguaje natural (Speech-Text y NLP), análisis de sentimientos, agentes inteligentes en la nube, etc., en torno a un nuevo paradigma conocido como Web 4.0. Estas nuevas tecnologías han impactado campos como la industria, las relaciones humanas, la política, la educación, incluso, también, en las finanzas. Así las cosas, como plantean Vijn et al., (2020), con la introducción de la inteligencia artificial y el aumento de las capacidades computacionales, se ha mejorado la eficiencia en la predicción de los precios en los mercados accionarios. De acuerdo con Huang (2015), las redes sociales están alimentando este frenesí, de tal manera que los mercados se están analizando continuamente y transmitiendo a una audiencia general en sitios web como Twitter y Facebook. Lo anterior da cuenta de la importancia y aprovechamiento exponencial de las redes sociales, en el sentido en que “son herramientas que están siendo usadas cada vez más como plataformas de comunicación; donde las personas intercambian sus pensamientos, opiniones, experiencias personales, y también, discuten acerca de marcas, productos y servicios” (Limpo, 2016, p.1).

En las redes sociales emergen comunidades, en torno a temas de interés particular; que resultan relevantes para un conjunto de individuos. Es así como en el ámbito de los mercados financieros se han consolidado plataformas en las que se desarrollan discusiones, se comparten opiniones e incluso, se brinda asesoría en torno a asuntos relacionados con las negociaciones en los mercados de valores. Por ejemplo, Piñeiro et al., (2015) argumentan que el avance de las redes sociales ha sido imparable en el ámbito bursátil, hasta el punto que han aparecido redes especializadas en mercados financieros como, por ejemplo, eToro, la cual es una red social dedicada a temas financieros, que cumple con los requisitos propuestos por Boyd & Ellison (2017). Otra plataforma que reúne masas de contenido y una comunidad alrededor de los mercados financieros es

Seeking Alpha. En esta plataforma se comparten publicaciones y estudios que cubren diversos aspectos relacionados con los mercados accionarios y otra clase de activos, así como estrategias de inversión. Los artículos de Seeking Alpha son enviados a un panel de expertos con el objetivo de que sean revisados, para mejorar la calidad; aunque bien, “sin interferir con la opinión original del autor” (Chen et al., 2014, p.1374). Así mismo, una plataforma que se ha popularizado recientemente es eToro; la cual es reconocida como “la más grande del mundo en temas de social-trading y en particular es una base de datos útil para investigar sobre social trading y copy-trading” (Berger et al., 2018, p.3). Vale la pena decir que el social trading y el copy-trading son estrategias de negociación en los mercados financieros; las cuales están soportadas en el seguimiento a expertos o en la copia automática de las posiciones que adoptan otras personas en los mercados.

A pesar de que han aparecido plataformas especializadas en los mercados financieros; las cuales han permitido conformar comunidades alrededor de este tema, existen plataformas tradicionales, como Twitter, donde se evidencia una actividad importante de usuarios alrededor de asuntos relacionados con la negociación de activos en el mercado bursátil. Según Bartov et al., (2018), Twitter, en su formato de 140 caracteres, se ha convertido en un medio ideal para difundir opiniones rápidamente; que contrasta con otros formatos más largos y con velocidades potencialmente reducidas, como son los tradicionales informes o artículos de investigación. Por su parte, Chakraborty et al., (2017) proponen que Twitter es una herramienta que ha sido utilizada para intercambiar información más importante que los casuales tweets, como, por ejemplo, información relacionada con los mercados financieros; pues, en esta red, un gran número de personas se han visto involucradas en el intercambio de contenido actualizado relacionado con acciones y otros activos financieros. Teniendo en cuenta la importancia de Twitter, como red social, y el aumento del contenido especializado, relacionado con temas financieros; esta red también ha sido aprovechada por los profesionales de la industria financiera, “convirtiéndose en una plataforma de microblogging de creciente uso para el pronóstico financiero” (Ranco, et al., 2015, p.2). En el plano académico, esta red social ha obtenido creciente atención entre los investigadores, en lo que concierne al estudio del comportamiento de individuos y grupos en las redes sociales; pues “la suma de los millones de tweets enviados a Twitter en un momento dado puede proporcionar una representación precisa del estado de ánimo y

el sentimiento público" (Bollen et al., 2011, p.1). Así las cosas, la conformación de comunidades relacionadas con el tema de los mercados financieros en Twitter y la posibilidad de analizar algunos factores que inducen el comportamiento de los inversionistas hacen pensar en esta plataforma como una fuente de información valiosa para el análisis de redes.

Como ocurre con la mayoría de comunidades, en las redes sociales es factible que aparezcan líderes que influyen la opinión, las decisiones y los comportamientos de los individuos que forman parte de la misma. Al respecto, Shavit & Shah (2016) argumentan que las redes sociales están llenas de personas que brindan asesoramiento sobre diversos tipos de temas en los que se consideran expertos; lo cual, a su vez, viene motivado por cierto anonimato disponible en estos espacios de discusión social. Estos líderes, en el ámbito de las redes sociales, pueden ser considerados como expertos o influenciadores; cuyo origen puede concebirse intuitivamente, teniendo en cuenta "la sabiduría de que una multitud más pequeña e inteligente puede superar a una multitud más grande, especialmente en tareas que el crowdsourcing que requiere conocimientos de dominio específicos" (Wang et al., 2017, p.18). La aparición de estos líderes puede tener implicaciones considerables sobre los mercados financieros, ya que ha sido bien documentada en la literatura financiera la posibilidad de que desarrollen comportamientos de pastoreo o seguimiento a la manada (Banerjee, 1992, p.797); en el momento en que un conjunto de inversionistas imita las decisiones que toman los grupos, o en concreto, un individuo en particular al que se le atribuye la condición de experto. Según propone Xu (2017), el comportamiento de pastoreo surge cuando un individuo tiene racionalidad limitada, el cual es un fenómeno importante para el estudio de las finanzas del comportamiento. Esto significa que las personas pueden tener sesgos cognitivos o emocionales, evitando la toma de decisiones; de tal manera que el individuo puede obviar la información privada y actuar en consecuencia de las acciones que han tomado previamente sus predecesores. Al respecto, Banerjee (1992) define el comportamiento de pastoreo como el fenómeno que se da cuando los individuos intentan usar la información de otros, actuando como lo hacen los demás, incluso a pesar de que la información privada pueda sugerir hacer algo diferente. Según propone Reed (2016), la teoría de la manada planea que las personas tienden a seguir a otras ante eventuales noticias, particularmente negativas, cuando se venden acciones a gran escala, evitando de esta manera pérdidas en sus posiciones. Según Chang et al., (2000), el comportamiento de

pastoreo emerge cuando los inversionistas imitan a otros, en vez de tomar sus decisiones basadas en su propia información. Este comportamiento se considera inconsistente con la hipótesis de eficiencia de los mercados; por lo que las decisiones deberían estar soportadas sobre las características fundamentales relacionadas con los activos negociados.

MARCO DE REFERENCIA

El crecimiento exponencial de contenido en las redes sociales, derivado del incremento en el número de usuarios y la frecuencia de uso de las plataformas electrónicas y, sobre todo, de las aplicaciones móviles, conducen a que estas redes se conviertan en una fuente inagotable de conocimientos importantes, para abordar muchos temas como los sentimientos, estados de ánimo, opiniones, estructuras de poder, entre otros; que son perceptibles en dichas redes. Según Brambilla et al., (2017), para descubrir conocimiento emergente hoy existe una fuente nueva y extremadamente poderosa, como lo es el contenido socialmente producido. Estas redes sociales contienen volúmenes importantes de contenido, que se caracteriza por ser actualizada y por provenir de diferentes medios. Sin embargo, tales volúmenes de información representan a su vez complejidad, puesto que las entidades emergentes que pueden aparecer en las redes, si bien dejan rastros, estos pueden que "no estén clasificados, se encuentren dispersos, sean inciertos, parciales, o posiblemente incorrectos" (Brambilla et al., 2017, p.795). Dada esta complejidad de la información emergente en las redes, se hace necesario "un enfoque sistemático, que ayude a los investigadores sobre el comercio electrónico, a las organizaciones y a los gobiernos a entender lo que es común en varios datos de texto en línea que aparecen en las redes sociales" (Lai & To, 2015, p. 138). Nuevas tecnologías como el big-data, la minería de texto, el procesamiento del lenguaje natural, han contribuido al manejo de estos grandes volúmenes de información; de tal manera que pueda llegar a ser aprovechada, tanto en el plano profesional, como en el académico.

Con base al reconocimiento de que la información de las redes sociales puede ser útil para la toma de decisiones en el ámbito económico, social, político, etc.; se ha aplicado un campo de estudio conocido como el análisis de redes sociales, que se ha convertido en un área de investigación enfocada al análisis de las relaciones existentes entre las entidades que interactúan en las redes. Para Scott (2000), es innegable que el análisis de redes sociales encarna una orientación teórica particular hacia la estructura del mundo social y, por tanto,

tiene conexiones con las teorías estructurales de la acción social. Desde este enfoque, puede reconocerse que en la sociedad existe conocimiento que ayuda a conformar sistemas culturales, que a su vez conducen a diferentes acciones individuales. El análisis de redes sociales abre la puerta para comprender de cierta manera estos comportamientos; a partir de "un conjunto de métodos para el análisis de estructuras sociales, los cuales permiten una investigación de los aspectos racionales de dichas estructuras" (Scott, 2000, p.38). Por otro lado, hoy por hoy, con la tecnología imperante del internet, son las plataformas electrónicas los espacios y medios en los que se configuran esas nuevas estructuras sociales. Para Adedoyin et al., (2013), estas redes sociales son un término que es utilizado para describir los servicios basados en la web, a partir de los cuales se puede construir un perfil público/semipúblico, en un dominio; de manera que pueda habilitarse el espacio para realizar conexiones comunicativas con otros usuarios de la red. Las redes se han potencializado, a partir del desarrollo de las tecnologías de internet; que han permitido el acceso y la divulgación de información en tiempo real, independientemente del espacio donde se encuentre ubicado el usuario.

En las interacciones de los grupos en las redes sociales, se suelen conformar comunidades de discusión, en torno a ciertos temas de interés. Adedoyin et al., (2013) proponen que las comunidades consisten de un pequeño grupo dentro de una gran red y su conformación es una de las características más importantes en los sitios de redes sociales. Estos usuarios comparten intereses similares y pueden desarrollar comunidades que adoptan formas complejas, por lo que a veces pueden ser difíciles de detectar. Uno de los elementos característicos de las comunidades y que puede ayudar a detectarlas y a estudiar su estructura, son los líderes de opinión o influenciadores. Como argumenta Liu (2012), las opiniones son fundamentales en la actividad humana e influyen el comportamiento; de tal manera que en muchos casos en los que se quiere tomar una decisión, se quiere tener en cuenta las opiniones de los demás. Los líderes de opinión, influenciadores o expertos tienen un rol importante en las decisiones que toman otros usuarios que interactúan en las redes sociales; ya que al final, son representantes de las modas o tendencias, o se convierten en referentes de autoridad en un tema particular, dada su experiencia o formación académica en un tema específico. De acuerdo con Puigbò, et al., (2014), la detección de los influenciadores es una línea de atención reciente entre los investigadores del campo del Análisis de Redes Sociales (SNA), teniendo en cuenta el aumento

en los datos disponibles sobre relaciones interpersonales, concretamente, las que se desarrollan a través de la Web. Considerando el impacto que pueden tener las opiniones de los líderes o influenciadores sobre el comportamiento de diferentes individuos; muchos trabajos se han focalizado en estudiar estas estructuras de influencia y autoridad, como también, la manera en que circulan los flujos de información en las comunidades en línea.

En el campo específico de los mercados financieros, la influencia en la toma de decisiones de los inversionistas, por parte de otros individuos, grupos o comunidades, está bastante documentada en la literatura académica (Ottaviani & Sørensen, 2000; Banerjee, 1992; Scharfstein & Stein, 1990). Dentro de los estudios relacionados con los influenciadores se encuentra el fenómeno de la imitación o réplica del comportamiento de otros individuos a la hora de tomar decisiones de inversión. Este fenómeno desconoce la hipótesis tradicional de eficiencia en los mercados, en la que se asume que los precios reflejan toda la información en un momento dado, a partir de la cual el inversionista puede hacerse expectativas racionales. Según Filip et al., (2015), este comportamiento de seguimiento a la manada ha empezado a ser un tema de gran interés en la literatura, especialmente después de lo que ocurrió en la crisis financiera; debido a que es un hecho que amplifica la volatilidad, desestabiliza los mercados e incrementa su fragilidad. A esta misma conclusión llega Banerjee (1992), quien argumenta que hay innumerables situaciones sociales y económicas en las cuales los individuos son influenciados por las decisiones que toman otros alrededor de lo que se está haciendo. Así las cosas, la predisposición a imitar a otros está profundamente arraigada en la naturaleza humana y "es presumiblemente una adaptación evolucionista que ha posibilitado la supervivencia de miles de generaciones al permitir que las personas aprovechen la información obtenida con esfuerzo de otros" (Bikhchandani et al., 1998, p.152). Este fenómeno se ha acentuado aún más con la aparición de estructuras que cuentan con un mayor número de actores que participan en las redes sociales, lo que propicia el surgimiento de líderes de opinión que pueden influenciar las opiniones a gran escala, entre los inversionistas, aunque bien, existe la posibilidad de que "puedan manipular la información cuando esta se difunde entre sus seguidores" (Wang & Wang, 2018, p.74). En ese sentido, este fenómeno de pastoreo es un aspecto relevante a la hora de estudiar el comportamiento social en el ámbito de los mercados financieros en las redes sociales,

pues la información privada o privilegiada que pueden tener ciertos agentes, o el reconocimiento que obtienen en una comunidad, son una base importante para muchos de sus seguidores, a la hora de tomar decisiones de inversión.

En las redes sociales los expertos o influenciadores pueden identificarse en función de su actividad en la plataforma, las conexiones y seguidores que tienen. Por ejemplo, Groß-Klußmann et al., (2019), definen a estos expertos financieros como aquellos usuarios que comparten frecuentemente tweets relacionados con las finanzas. Por otro lado, y a pesar de que puede pensarse que la cantidad de seguidores que tiene un usuario puede ser un indicador de la influencia que tiene un individuo en una red social como Twitter, existen muchos casos donde los usuarios son consumidores pasivos de dicha red social; por lo que no es muy útil considerar la amplitud de la audiencia si es que el contenido no se comparte, y “eso demuestra que el factor de influencia más importante no es el número de seguidores sino la audiencia activa que retuitea y menciona al usuario” (Limpo, 2016, p.2). Por otro lado, aunque se esperaría que el líder de opinión tenga conocimientos sobre los fundamentales, es decir, sobre las características particulares del activo que se está negociando, para otros “no es necesario que el influenciador sea un experto en una empresa específica o sepa mucho la empresa, aunque sí, debe tuitear de forma frecuente algo sobre la misma industria o sector de la compañía” (Kanungsukkasem & Leelanupab, 2013, p.415). Al final, aunque el concepto de influenciador financiero parece estar en construcción, lo que queda claro es su capacidad de inducir las decisiones de otras personas en las redes en las que interactúa. Por lo demás, hay que mencionar que muchas de las comunidades que se forman en las redes sociales giran alrededor de estos líderes; por lo que resulta conveniente conocer cómo se conforman las estructuras de influencia alrededor de estos y cómo evolucionan.

A nivel empírico, pueden encontrarse algunos trabajos cuyo interés está orientado a la identificación de influenciadores o expertos en las redes sociales. Por ejemplo, Wang et al. (2017) desarrollan un trabajo en el que además de analizar el impacto del contenido en redes de colaboración para la inversión en los mercados financieros, como Seeking Alpha y StockTwits.com, también exploran estrategias para identificar autores que pueden considerarse valiosos en esas redes. Una de estas estrategias simplemente “estaba basada en las interacciones de los usuarios (comentarios), con la intuición de que la realimentación del usuario y el compromiso con

el contenido proporciona un buen indicador de si ese contenido es valioso” (Wang et al., 2017, p.12). Otros trabajos cuestionan la calidad de los consejos o recomendaciones de inversión, por parte de expertos, influenciadores o líderes de opinión en las redes sociales. Al respecto, Shavit & Shah (2016) realizan un estudio en el que se analiza el crecimiento de la red de seguidores de un usuario y la forma en como este aparece en las conversaciones. Para el desarrollo del trabajo, recurren a la plataforma StockTwits.com y recogen información durante un periodo de aproximadamente cuatro (4) años en donde incluyen información como el identificador y el nombre del usuario, el momento en donde se recolectó el tweet, el número de seguidores, el texto del mensaje y el nivel de experiencia que tiene el usuario; para lo cual tienen en cuenta mensajes con cashtags (\$), de los que se espera concentren información bursátil. Así mismo, Sohngir & Wang (2019) recurren a la red StockTwits.com, pero aplican un modelo de redes neuronales, para encontrar expertos sobre un conjunto de Tweets. De manera similar, durante un periodo de cerca de seis (6) meses, “se recolectó información sobre el identificador del mensaje y del usuario, el número de seguidores del autor del mensaje, el momento en que se recolectó el tweet, el precio actual de la acción y otros registros” (Sohngir & Wang, 2019, p.2).

MÉTODO

Dada la importancia del internet y las redes sociales en diversos ámbitos de actuación humana y, en particular, en el terreno de las discusiones de inversión en los mercados financieros, han emergido líderes de opinión quienes influyen la toma de decisiones de otros participantes. Considerando lo anterior, en este trabajo se pretenden identificar los principales expertos o influenciadores de opinión en temas asociados con la inversión en los mercados de valores, así como las redes que se conforman alrededor de estos temas. Este análisis permitirá explorar el comportamiento de la red, basados en los usuarios que presenta interés en los temas financieros; específicamente, sobre algunos activos negociados en el mercado NASDAQ y que representan el valor del capital social de empresas de base tecnológica.

Se lleva a cabo un estudio con alcance exploratorio, en el que se busca dimensionar las comunidades y la red de expertos o influenciadores alrededor del tema de los mercados financieros. Para tal fin, se utilizará la herramienta NodeXL, a partir de la cual se podrá identificar los usuarios más influyentes

en el área de interés y analizar las conversaciones en torno a temas específicos; que para el caso son un conjunto de activos financieros seleccionados que se negocian en el mercado NASDAQ. Como argumenta Aldahdoh & Aldahdoh (2019), estos métodos de visualización aportan valiosos insumos que ayudan a los usuarios a descubrir patrones, tendencias, clústeres y valores atípicos, e incluso, en redes sociales complejas. NodeXL es un complemento de la hoja de cálculo de Excel que proporciona un conjunto de reportes y características de visualización que posibilitan analizar las redes sociales. Según Hansen et al. (2020), NodeXL permite el cálculo de métricas de red de uso frecuente, vértices y análisis textual. Una parte importante del análisis es identificar los nodos, también conocidos como vértices, que representan a los usuarios y los enlaces que determinan las relaciones entre estos. Los enlaces pueden ser de respuesta, es decir, un usuario responde a otro que emplea un término de búsqueda específico, por ejemplo, el cash-tag de un activo. Por otro lado, puede haber menciones, lo que significa que, si bien un usuario menciona a otro, no lo hace al comienzo del tweet. Finalmente, el enlace de tuitio es aquella relación en la que un usuario escribe el término, pero no contesta o no menciona a nadie.

El análisis de redes posibilita hacer una exploración de los determinantes estructurales de la acción humana, a partir de un método centrado en la reticularidad. En el caso específico de la detección y clasificación de personas influyentes en un área, generalmente se tienen en cuenta tres enfoques como son, el análisis de "medidas de centralidad, la definición de usuarios de prestigio y la identificación de caminos óptimos para la difusión de innovaciones" (Puigbò et al., 2014, p.263). Las medidas de centralidad permiten evaluar el poder o la influencia de un nodo o vértice, dentro de un grafo sujeto a análisis. La centralidad en la red permite medir el grado en que una persona está en la mitad de un gráfico; permitiendo así reconocer los posibles influenciadores de la red; quienes "son aquellos usuarios que tienen impacto en las actividades o en la opinión de otros usuarios a través de seguidores, o quienes influyen las decisiones que son tomadas por otros usuarios de la red" (Adedoyin et al., 2013, p.5). El prestigio viene dado en términos de la influencia que tiene un usuario en la red; de tal manera que aquellos que tienen más vínculos, son considerados más prestigiosos. Otras medidas que pueden considerarse son la centralidad del vector propio, la cual pondera la calidad de las conexiones; de tal manera que "un actor con el mismo grado de centralidad que otro puede ser más influyente dentro de una red, si sus

conexiones son con actores que a su vez están bien conectados" (Litterio et al., 2017, p.352). Por lo demás, la centralidad de intermediación puede tenerse en cuenta para analizar la posición de un usuario, quien puede estar intermediando la difusión de un mensaje entre una red más extensa.

Para el desarrollo del estudio, en principio, se recurre a una métrica básica como es el número de seguidores. Luego, como se ha justificado en el párrafo anterior, se aprovechan las métricas de centralidad, en particular, las de vector propio y de intermediación, con la finalidad de identificar los usuarios más influyentes a partir de dichos criterios. Una métrica clave, dentro del análisis de redes sociales, es la centralidad del vector propio, también conocida como Eigenvector centrality, La cual se establece a partir de la relación de un nodo con otros nodos, que también son importantes en la red. Según Bonacich (2007), A diferencia del grado, que pondera todos los contactos por igual, el vector propio pondera los contactos de acuerdo con sus centralidades. En líneas generales, puede considerarse como una medida de influencia en una red, basada en relaciones con nodos también influyentes. En este estudio, este análisis, se complementa con la medida de centralidad de intermediación (Betweenness Centrality), teniendo en cuenta que también es clave considerar como un nodo puede actuar como un puente que conecta a otros grupos de nodos conectados. El análisis de redes de seguidores contribuirá a la exploración de los perfiles de usuario que tienen mayor importancia en la red, en función de la calidad de los contactos (centralidad del vector propio) y la posibilidad de intermediar entre los grupos de nodos (centralidad de intermediación). Al final, se realiza un análisis general del gráfico que produce la red de seguidores, acudiendo a la herramienta Gephi - Algoritmo Force Atlas 2, dada su versatilidad, eficiencia en el uso de recursos informáticos y facilidad para la representación de las relaciones entre los nodos. Se complementa el análisis del gráfico, teniendo en cuenta información relacionada con la geometría de la red, como la distancia geodésica y la densidad.

Participantes

Para conducir este estudio, se utilizó la alternativa provista por la herramienta NodeXL para extraer datos del Twitter a través de su API. Para esto, se ingresaron las credenciales requeridas por el programa y se buscaron los cashtags, que siendo similares al funcionamiento del hashtags, inician con el signo pesos (\$) no con el numeral (#). El

proceso de extracción de los datos se hizo de siguiendo las reglas del programa, buscando en perfiles abiertos, lo cual hace que el contenido allí publicado sea de periodo de extracción de. La data fue recolectada en las dos primeras semanas del mes de octubre de 2020, logrando componer un dataset de 341.635 enlaces y 7.702 nodos. Debido a la gran cantidad de usuarios en el dataset y considerando que no se trata de un tema sensible, no aplica el uso del consentimiento informado por parte de los usuario que se muestran en la presente investigación (Ahmed et al., 2006, Williams et al., 2017).

Se hará una evaluación en torno a términos de búsqueda relacionados con algunos activos que se negocian en el mercado de acciones tecnológicas del NASDAQ. Para tal fin, se recurrirá a los cashtags (\$) como términos de búsqueda; "los cuales trabajan de forma similar a un hashtag, pero tienen como objetivo hacer un rastreo de tweets relacionados con el ámbito de los mercados de acciones (por ejemplo, \$AAPL para referirse a Apple Inc.)" (Limpo, 2016, p.1). Los términos de búsqueda para los cuales se llevará a cabo el análisis de redes, en función de sus influenciadores, son: \$AAPL, \$MSFT, \$AMZN, \$GOOGL/\$GOOG, \$NTAP y \$TTWO, que se corresponden a Apple, Microsoft, Amazon, Google, NetApp y Take-Two. Estos activos tienen importantes diferencias entre sí, respecto al ámbito específico de negocio y el nivel de capitalización bursátil; por lo que, de alguna manera, representan diferentes posibilidades que puede encontrarse un inversionista al involucrarse en el mercado de acciones tecnológicas.

Instrumentos

Para conducir este trabajo se hará uso de la herramienta NodeXL, con el fin de llevar a cabo el análisis de redes sociales. NodeXL, "admite el cálculo de métricas de uso frecuente en la red, agrupación de vértices y análisis textual" (Hansen et al., 2020, p.55). Como tal, NodeXL es una herramienta utilizada para el mapeo de redes sociales, admitiendo "funciones de importación que extraen datos de la red de una variedad de fuentes como índices de correo electrónico personal, Twitter, Flickr, Youtube, Facebook, Wikis e hipervínculos WWW" (Aldahdouh & Aldahdoo, 2019, p.3). Además, se tiene en cuenta su funcionalidad, en la medida en que reproduce gráficos y métricas que permiten llevar a cabo este tipo de análisis. En acuerdo con Himelboim & Smith (2017), a partir del uso de las considerablemente familiares hojas de cálculo, NodeXL integra las características necesarias para recolectar, almacenar, analizar y publicar conjuntos de

datos de la red. En el mismo sentido, Admed & Lugovic (2018) destacan la utilidad de la herramienta, en la medida en que permite entender cómo se forman las comunidades en línea e identificar los usuarios más influyentes, como también los puntos del tiempo en el que el contenido es intercambiado en las redes. Con base en los resultados provistos por la herramienta, incluyendo métricas tradicionales como el número de seguidores y la cantidad de tweets; se tendrán en cuenta los vértices y las conexiones a través de aristas; así como el análisis de centralidad, que permitirán discernir acerca de la influencia de un usuario en torno a las discusiones y comunidades de inversión conformadas, relacionadas los activos financieros de empresas de base tecnológica. A manera de complemento, se hará uso de la herramienta Gephi; que consiste en "un software de código abierto, que se puede utilizar para los propósitos de análisis de gráficos y redes" (Admed & Lugovic, 2018, p.157).

RESULTADOS

Para conducir el análisis, se recurre a la información resultante de la búsqueda, construcción de gráficos y métricas que produce la herramienta NodeXL; tomando como referencia los nodos (cuentas de usuario) y las aristas (relaciones entre ellos). Para la búsqueda de los cashtags \$AAPL, \$AMZN, \$GOOGL/\$GOOG, \$TTWO, \$MSFT, \$NTAP se encontraron 341.635 datos, utilizando el REST API de Twitter incorporado en la herramienta NodeXL. Lo que es común a este conjunto de activos es que todos pertenecen a empresas tecnológicas que se negocian en el mercado NASDAQ, aunque bien, existen considerables diferencias en torno al subsector donde desarrollan su actividad económica y el nivel de capitalización bursátil. Es así como Microsoft se concibe como una gigantesca corporación tecnológica multinacional, enfocada en el desarrollo y licenciamiento de software; mientras que, por ejemplo, NETAAP es una empresa mucho más pequeña enfocada en la prestación de servicios en la nube y la gestión de datos. De cualquier forma, se tuvo en cuenta este conjunto de seis (6) activos, con la finalidad de tener una representación de diferentes posibilidades que puede encontrarse un inversionista en los mercados financieros de activos relacionados con la industria tecnológica. Al final, se quiere centrar el análisis en lo que es común a todos estos, es decir, enfocando la atención en los patrones de influencia que se identifican en torno a la red social, haciendo acopio de diferentes métricas, especialmente aquellas relacionadas con la centralidad en la red.

Como punto de partida en la exploración de resultados, se tuvo en cuenta las métricas globales que proporciona la herramienta. En total, se identificaron 7.700 nodos en toda la red, donde se observan 341.635 conexiones, de las cuales cerca de un 6,38% son duplicadas, es decir, dan cuenta de múltiples interacciones entre el conjunto de nodos dado. Se evidencian diferentes tipos de conexiones, donde predominan las de seguimiento; ya que en total son el 93,79% de las conexiones, seguidas de los tweets con una representación del 3,05% y los retweet con una proporción del 1,78%. La distancia geodésica promedio es de

2,42, lo que permite inferir que los nodos que conforman la red se encuentran bastante cerca para alcanzarse entre sí. Por otra parte, la densidad de la red es de apenas un 0,5%, lo que implica un bajo nivel de conexión entre los nodos. Lo anterior, conduce a pensar en la posibilidad de que muchas de las conexiones funcionen a partir de intermediarios o brokers que interactúan en la comunidad de análisis. Hecha esta evaluación de las métricas generales de la red, ahora se procede a analizar las que describen el comportamiento de los diferentes usuarios que la conforman.

Tabla 1

Usuarios con más seguidores

Cuenta	Usuario	Área	Q Seguidores (en millones)	Centralidad
@realDonaldTrump	Donald Trump	Política	87,2	3059
@YouTube	YouTube	Contenido Multimedia	72,2	390
@selenagomez	Selena Gómez	Arte	62,9	118
@cnbrk	CNN Breaking News	Periodismo	58,9	1036
@BillGates	Bill Gates	Tecnología, Negocios e Innovación	52,2	1352

Nota. El número de seguidores de un usuario no necesariamente determina su influencia en una comunidad (Chahadadi, Benevenuto & Gummadi, 2010, p.12). Fuente: Elaboración Propia a partir de datos de NodeXL.

De acuerdo con la información de la Tabla 1., el número de seguidores en una red social, como es el caso específico de Twitter, no es un indicador suficiente de la importancia o influencia sobre una comunidad. Como puede verse, hay cuentas como @selenagomez, con un número considerable de seguidores, en comparación con otros usuarios; pero, por contraste, su importancia en torno a la comunidad relacionada con negociaciones en los mercados financieros es mínima, si se tiene en cuenta el usuario con mayor nivel de influencia, en el sentido en que su nivel de centralidad sería de un poco más del 3,5%. Como señala Hansen et al. (2020), la centralidad de grado es un conteo simple del número total de conexiones vinculadas a un vértice. Los vértices representan las cuentas o usuarios inmersos en una red y en el caso de redes dirigidas, como Twitter, "la centralidad en-grado representa el número de conexiones que apuntan hacia adentro de un vértice, mientras que la centralidad fuera-de grado es el número de conexiones que se originan desde el vértice hacia afuera, es decir, otros vértices"

(Hansen et al., 2020, p.40). En el caso de Elon Musk, el usuario con más influencia en la red, su centralidad en grado es de 3.285, mientras que, para el caso de Selena Gómez, su centralidad en grado es de 118. Lo anterior conduce a pensar en otras métricas para medir la influencia de los usuarios en la red, puesto que el número de seguidores puede conducir a conclusiones erróneas sobre la forma en que las redes están estructuradas.

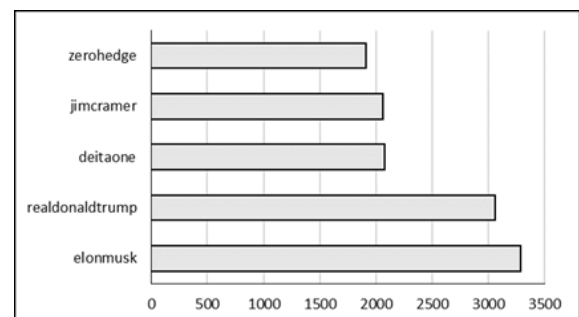


Figura 1. Cuentas con mayor grado de centralidad entrante. Fuente: Elaboración Propia con datos capturados con NodeXL

Como se evidencia en la Figura 1., las cuentas con mayor centralidad en la red pertenecen, en su orden, a Elon Musk, el cual es reconocido como un magnate de gran influencia en la industria tecnológica, emprendimiento y en los negocios en general. En su orden, sigue el presidente actual de los Estados Unidos, Donald Trump; quien se destaca por su influencia en la política y en diversos sectores de opinión pública. Luego aparece Deitaone, perteneciente a Walter Bloomberg, la cual es una cuenta dedicada a la propagación de noticias relacionadas con negocios, inversión y mercados financieros. En seguida, está la cuenta de quién alguna vez fuera un reconocido administrador de fondos de cobertura, Jim Cramer, quien además fundó a TheStreet.com, el cual es un portal relacionado con noticias y educación financiera. Finalmente, aparece la cuenta del blog financiero Zero Hedge, donde se presentan artículos sobre inversión, análisis financiero y noticias relacionadas con

fenómenos que afectan a la industria financiera. Aunque bien, la medida de centralidad en grado (In-degree, en idioma inglés) provee información más cercana a la configuración de las redes de influencia en los mercados accionarios; no tiene en cuenta la importancia de las conexiones que tienen dichas redes. Lo anterior, conduce a considerar otras medidas de centralidad, como la centralidad del vector propio o el PageRank; que son más cercanas a la hipótesis de que un nodo será importante si está conectado con otros nodos importantes. Al obtener el coeficiente de correlación entre la medida de centralidad entrante y la centralidad del vector propio, se obtiene un valor de 78,32% que, si bien se considera alto, no es perfecto; lo cual puede interpretarse como que puede haber casos en los que un usuario tiene una cantidad importante de vínculos, pero la calidad de esos vínculos puede ser pobre, dentro de la comunidad.

Tabla 2

Cuentas con mayor centralidad del Vector Propio

Cuenta	Usuario	Área	Q Seguidores (en millones)	Q Tweets
@elonmusk	Elon Musk	Tecnología, Negocios, Innovación.	39,2	12.552
@realDonaldTrump	Donald Trump	Política y Negocios	87,2	56.856
@jimcramer	Jim Cramer	Finanzas	1,4	110.519
@zerohedge	Zero Hedge	Finanzas	0,8	403.441
@business	Bloomberg	Finanzas	6,7	618.474

Nota. La centralidad del vector propio no viene determinada únicamente por la cantidad de seguidores de un usuario o por la actividad de este en las redes sociales. Fuente: Elaboración Propia a partir de información de NodeXL.

Como puede verse en la Tabla 2., realizado el análisis de redes sociales, tomando como base el conjunto de activos financieros ya mencionado, se encuentran algunas cuentas de usuario de gran influencia. Con base a lo anterior y con el fin de enfocar el análisis, se identificaron las cinco (5) cuentas de usuario con mayor influencia en la red, tomando como referencia el indicador Centralidad del Vector propio (o Eigenvector Centrality en idioma inglés). De acuerdo con lo que propone Hansen et al (2020), la centralidad del vector propio es una versión más sofisticada de la centralidad, dado que las personas con pocas conexiones podrían tener una centralidad considerable, si es que esas pocas conexiones estuvieran muy bien conectadas. Esta medida está basada en el concepto de que un nodo será más central si es que sus relaciones con otros nodos también son centrales; por lo que “no solo se considera

el total de nodos adyacentes, sino que también considera la importancia de esos nodos adyacentes” (Bihari & Pandia, 2015, p.510). La cuenta con mayor centralidad del vector propio es @elonMusk; la cual tiene alrededor de 39,2 millones de seguidores y más de 12.500 tweets. Luego, se encuentra la cuenta de @realDonaldTrump con alrededor de 87,2 seguidores y más de 56.000 tweets. En tercer lugar, se encuentra @jimcramer, que tiene alrededor de 1,4 millones de seguidores y más de 110 mil tweets. En seguida está la cuenta @zerohedge con cerca de 800 mil seguidores y más de 400 mil tweets. Finalmente, la cuenta @Business (Bloomberg) que tiene alrededor de 6.7 millones de seguidores y ha generado unos 618.474 tweets. En general, se evidencia que, si bien son importantes los sitios web especializados en temas financieros como TheStreet, el Blog Zero Hedge o Bloomberg, también destacan influenciadores de otros

campos como la política o la industria tecnológica, como lo es el caso de Donald Trump y Elon Musk.

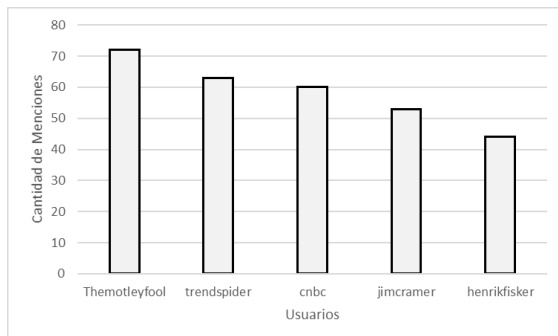


Figura 2. Top 5 Usuarios con más Menciones en Twitter. Fuente: Elaboración Propia con datos de NodeXL.

Además de los tweets y las respuestas, un usuario puede interactuar en esta red social a través de menciones. Dentro de las métricas que produce NodeXL están los usuarios que tienen una mayor cantidad de menciones dentro de una comunidad. Como señala Hansen et al. (2011), estrictamente hablando, no todas las respuestas a un tweet pueden considerarse como réplicas, ya que algunas son conocidas como simples menciones, que consisten en nombrar a un usuario en el cuerpo del mensaje. En el contexto de las comunidades alrededor de los mercados financieros, estas menciones podrían concebirse como elementos que pueden reforzar la influencia de un mensaje; en la medida en que en algunos casos pueden ser citas o referencias a expertos o autoridades en el tema de la negociación bursátil, que permiten respaldar o reforzar la idea que se está transmitiendo en un mensaje. De acuerdo con lo que se evidencia en la Figura 2. Una de las cuentas más mencionadas es @themotleyfool; la cual es una empresa dedicada al asesoramiento financiero que monetiza a través de un servicio de suscripción, permitiendo que los usuarios accedan a un portafolio de consejos y recomendaciones relacionadas con análisis accionario y ayudas para la gestión de las finanzas. Por su parte, @TrendSpider se trata de una plataforma automatizada de operación bursátil, que posibilita el análisis del precio de los activos que se negocian en los mercados. Respecto a CNBC, hay que decir que se trata de un canal de televisión por suscripción relacionado con noticias sobre economía e información financiera. En cuanto a @jimcramer, como ya se hizo referencia, se trata de una persona que ha alcanzado un nivel de reputación

considerable como experto en la industria financiera. Finalmente, @henrikfisker es la cuenta de un reconocido empresario de la industria automotriz. Así las cosas, hay un patrón considerable de usuarios, dentro de la comunidad, que parecen mencionar instituciones o personas con conocimientos en el campo financiero o de los negocios, a la hora de producir sus mensajes en esta red social.

Dentro de los datos que proporciona la herramienta NodeXL, podemos encontrar un ranking o top de información relevante, que puede encontrarse en los tweets de los usuarios que pertenecen a la comunidad. Dentro de estos, puede referirse al top 10 de Hashtags, es decir, de aquellas palabras que marcan tendencia en la red social Twitter. Como argumentan Tsur & Rappoport (2012), un hashtag puede definirse como una cadena de caracteres precedida con el signo hash (#); los cuales pueden verse como marcadores del tema y dan contexto a los tweets, por tanto, llegan a ser adoptados por otros usuarios que aportan contenido similar o expresan una idea relacionada. De acuerdo con Hansen et al. (2011), con base en hashtags, un grupo de personas que, puede estar débilmente conectadas, podrían converger rápidamente si eligen palabras clave para ciertos temas o situaciones; ya sean eventos, conferencias, noticias, etc. De acuerdo con los datos que proporciona la herramienta NodeXL, aquellas palabras que marcan tendencias en la comunidad de negociación en los mercados financieros tienen que ver con acciones, mercados accionarios, inversión, trading y opciones. En lo que concierne a la palabra opciones, se trata, generalmente, de hashtags que se relacionan con la negociación de este tipo de activo; el cual se trata de un derivado, en el sentido en que su valor depende del precio al que se está negociando un subyacente (que puede ser una acción, por ejemplo) y que le permite al poseedor del instrumento ejercer su derecho de manera contingente, es decir, cuando las condiciones de mercado favorezcan su posición. Además, como señala Sindreu (2020), recientemente ha habido un aumento en el volumen de negociación de opciones vinculadas a las acciones de los principales gigantes tecnológicos. Lo anterior conduce a suponer que la negociación de opciones es algo característico del mercado tecnológico, en el sentido en que una mayor volatilidad conduce a un incremento en el precio de estos activos; por lo que el seguimiento a esta clase de derivado financiero se convierte en un factor relevante para marcar tendencias en la comunidad que negocia en este mercado.

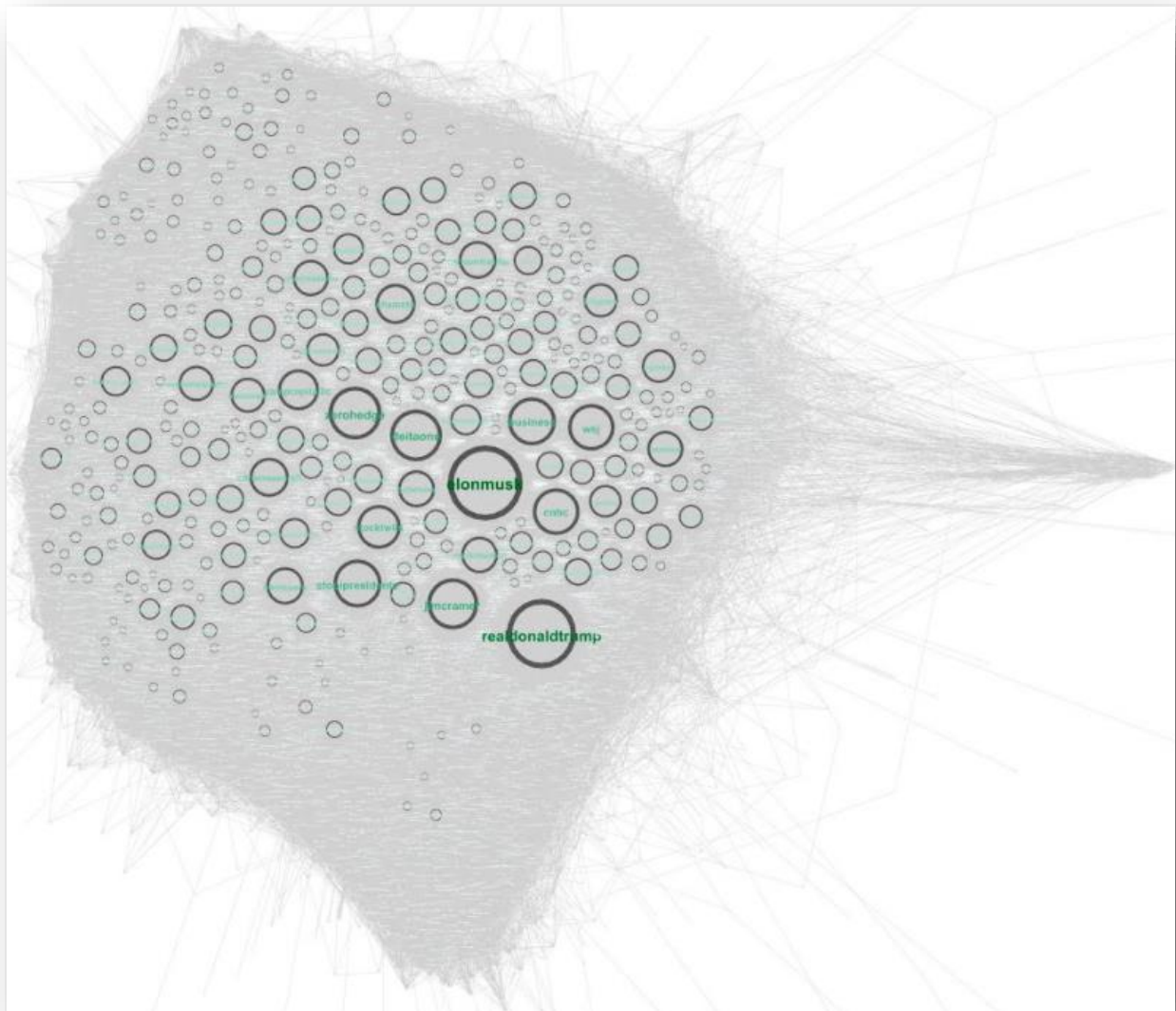


Figura 3. Red basada en el Eigenvector. Fuente: Elaboración Propia utilizando herramienta Gephi con el algoritmo Force Atlas 2.

Si bien, hay bastantes elementos que pueden considerarse relevantes a la hora de evaluar la influencia de los usuarios en una red social, como las menciones, favoritos, hashtags, seguidores, número de tweets, etc; las métricas de mayor interés han sido las de centralidad. De acuerdo con Bokunewicz & Shulman (2017) un aspecto clave en el análisis de redes sociales es la evaluación de la influencia de los jugadores y, si bien, hay diversas definiciones de esta importancia, los sociólogos han desarrollado diferentes métricas dentro de las cuales se encuentran las centralidades. Al respecto, en la Figura 3., se evidencia como se estructuran las redes de influencia, tomando como base un indicador importante, como lo es la centralidad del vector propio. Aunque la centralidad del vector propio

es un criterio relevante a la hora de valorar la influencia, la importancia en una red podría “estar a expensas de una posición marginal en otra red” (Litterio et al., 2017, p. 353). Como se evidencia en la Figura 3., el nodo de Elon Musk se encuentra en una posición más central, frente a otro nodo influyente como real Donald Trump. Ante tal situación, otro aspecto que conviene valorar es la centralidad de intermediación, en la medida en que aquellos nodos que conectan otros grupos pueden jugar un papel relevante en una red, hasta tal punto de poderse reconocer “como guardianes de la información que ciertamente pueden ser considerados influyentes” (Bokunewicz & Shulman, 2017, p.211). Por coincidencia, en la red social de interés en este estudio, los usuarios con mayor centralidad de

intermediación coinciden con los usuarios con mayor grado de centralidad entrante, es decir, los que se han identificado en la Figura 1. El punto de discrepancia de la centralidad del vector propio con la centralidad de intermediación, en este estudio, son las cuentas de @jimcramer y @Deitaone; las cuales figuran en la tercera posición para cada indicador, respectivamente. Este resultado invita a considerar algún criterio que permita aprovechar la información que provee cada uno de los dos indicadores.

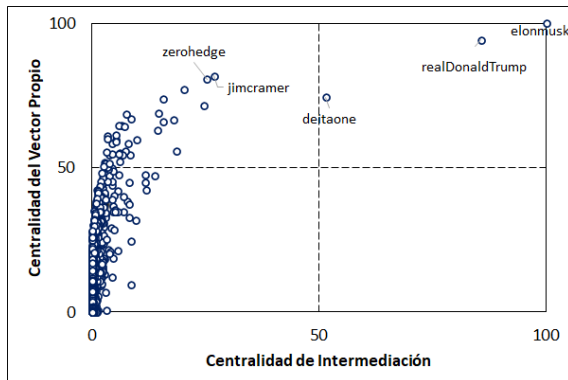


Figura 4. Gráfico de dispersión para los indicadores Centralidad del Vector Propio y Centralidad de Intermediación. Fuente: Elaboración Propia a partir de datos de NodeXL.

A fin de poder llevar a cabo un análisis conjunto de los indicadores centralidad del vector propio y centralidad de intermediación, se tomó como referencia el enfoque de Litterio et al., (2017), quienes recurren a un diagrama de dispersión bidimensional que posibilita la valoración de cada uno de los indicadores, para cada uno de los ejes del plano. Lo anterior conduce a la definición de cuatro (4) cuadrantes, donde particularmente interesa el primer cuadrante del plano, es decir, aquel en donde se identifican los usuarios con mayor centralidad de vector propio y centralidad de intermediación. Para el caso particular, las métricas se estandarizan en un índice de base 100, tomando como referencia el usuario con un valor más alto, en cada indicador. Al graficar cada uno de los puntos, como se evidencia en la Figura 4., se puede evidenciar una diferencia importante de @elonmusk y @realDonaldTrump, frente a otros usuarios de la red. Al final, es posible evidenciar que @Deitaone puede considerarse como un usuario de mayor influencia frente a @jimcramer, en el sentido en que, si bien, la calidad de los nodos a los que se encuentra conectado no es tan alta; juega un papel importante al permitir el enlace entre diferentes clusters que pueden formarse en la red. Al tener en cuenta el indicador centralidad de intermediación, es posible identificar usuarios que, aunque pueden tener una alta influencia en un grupo, podrían tener “un

alcance limitado a grupos fuera de su comunidad local” (Litterio et al., 2017, p.353).

Se acude al grafo de la Figura 3., basado en el Eigenvector, la cual es una métrica clave en la evaluación del nivel de centralidad. Según plantean Hansen et al. (2020)., las visualizaciones de red permiten mapear gráficamente estas estructuras para complementar las medidas numéricas y permitir que las personas obtengan intuiciones y conocimientos valiosos sobre la forma, el tamaño, la densidad, las subregiones y las ubicaciones clave. Con base en lo anterior, como se observa en el gráfico de la Figura 3., el usuario @elonmusk tiene un nivel considerable de centralidad del vector propio en la red, lo que lo convierte en un nodo importante en la estructura y que, como puede verse en la Figura 4., también contribuye a la intermediación entre los diferentes usuarios que forman parte de la red. Por contraste, como puede verse en el caso particular de @realDonaldTrump, aunque tiene un nivel de centralidad muy importante, denota una posición más aislada frente a otros grupos de usuarios en la red. De esta manera, se puede evidenciar que se encuentra más cercano a líderes de opinión, como el usuario @stoolpresidente, cuentas de usuario asociadas con política como @Potus (President Of The United States), o medios de comunicación como CNCB o Reuters.

En resumen, la red perceptible en el gráfico, permite evidenciar como la cuenta de @elonmusk permite conectar diferentes tipos de usuarios en la red, ya sean relacionados con los negocios, las finanzas o la industria financiera; como también usuarios relacionados con la política, líderes de opinión o medios de comunicación de alto impacto. Es importante recordar que se trata de una red con escasa densidad, por lo cual, es necesaria la participación de usuarios que contribuyen a vincular diferentes nodos, para que de esta manera se mantenga como un sistema identificable donde se comparte opiniones o sentimientos de interés sobre los mercados financieros. En cuanto a la distancia geodésica, como propone Eick (2005), se refiere a la distancia más corta entre dos nodos. Para el caso particular es de 2,42, por lo que solo faltan algo más de dos pasos para que un nodo pueda encontrarse con otro, en la red. Lo anterior, y en conjunción con el resultado del indicador densidad, permite inferir que muchos nodos no están conectados en la red; sin embargo, aquellos que se conectan, están cerca. En consecuencia, se refuerza aún más la importancia de los intermediadores, en la difusión de datos en la red; a fin de vincular grupos escasamente conectados.

DISCUSIÓN

Las plataformas y aplicaciones digitales, especialmente las redes sociales electrónicas, han alterado de manera significativa la forma en que los individuos interactúan socialmente, como intercambian información y cómo toman decisiones; muchas de las cuales están influenciadas por las acciones de otros. El uso de la sabiduría de las masas, acudiendo, por ejemplo, al aprovechamiento de las bondades de las redes sociales, conduce a incrementar el capital social de los líderes de opinión en diferentes ámbitos, incluido el campo financiero. Esto hecho puede respaldar en la metáfora del capital social que plantea “que, las personas a las que les va mejor están de alguna manera mejor conectadas” (Burt, 2000, p.347). A raíz del crecimiento de las redes sociales, su uso generalizado a nivel global y el impacto que han tenido en el comportamiento humano, “su influencia en la sociedad ha sido bien estudiada y con el fin de posibilitar y fomentar esta forma de investigación se han desarrollado mejores herramientas para estudiar los datos de las redes sociales” (Admed & Lugovic, 2018, p.2). En este estudio, en particular, se ha utilizado la herramienta NodeXL; la cual “es una aplicación de la Fundación para la Investigación de Redes Sociales (<http://smrfoundation.org>), que simplifica las tareas básicas de análisis de redes” (Himmelboim & Smith, 2017, p.1). El trabajo se enfoca en desarrollar una exploración de los influenciadores en las comunidades relacionadas con la negociación de activos financieros; en concreto, un conjunto de acciones que se negocian en el mercado NASDAQ. La premisa es que a diferencia de lo que se plantea en la teoría financiera tradicional, las decisiones de inversión por parte de los agentes están determinadas de sobremanera por olas o tendencias considerablemente estructuradas y que pueden propagarse a través de medios como las redes sociales; conduciendo así a un comportamiento de pastoreo o seguimiento a la manada. De acuerdo con Komalasari & Setiyono (2019), la teoría del comportamiento de manada es explicada desde el campo de la psicología social, también conocida como psicología de las multitudes o de las masas; así como también, “la investigación de cómo la experiencia percibida influye en los individuos se ha estudiado ampliamente desde este campo” (Shavit & Shah, 2016, p.362). Un factor clave respecto al comportamiento de las masas y que es el centro de interés en este estudio son los expertos, líderes de opinión o influenciadores pues “es inevitable que las decisiones individuales sean influenciadas por otros” (Wang & Wang, 2018, p.74).

Considerando lo expuesto en líneas anteriores, en este trabajo se realizó una exploración de las redes de influencia en el mercado NASDAQ, identificando los actores que figuran en el centro de las conversaciones de expertos, profesionales, practicantes y aficionados de los mercados financieros y que interactúan a través de la red social Twitter. Los resultados demuestran que las medidas de centralidad enriquecen de sobremanera el análisis; pues posibilitan identificar con mayor precisión los usuarios que sobresalen en una comunidad, en razón de la cantidad de vínculos y la calidad de los mismos. Lo anterior se acentúa más en una red social como Twitter, que por su naturaleza dirigida permite evidenciar la forma en que fluye la atención. De acuerdo con Hansen et al. (2011), en una red social como Twitter puede ser útil calcular una medida como la centralidad del vector propio, en el sentido en que podría contribuir a identificar Spammers (una manera de referirse a usuarios que envían información masiva, la cual puede no ser útil); puesto que a diferencia de una red no dirigida, donde no es posible evidenciar cómo se da el flujo de atención, en Twitter es posible ver quien sigue a quien y la importancia de quien lo sigue. En los resultados de este estudio, por ejemplo, se evidenciaron algunas cuentas de usuario como @selenagomez con una importante cantidad de seguidores; pero al evaluar las medidas de centralidad, se pudo evidenciar que, al menos el contexto de los mercados financieros, su importancia no era tanta y, más bien, usuarios que pueden no tener una cantidad de seguidores tan elevada, pueden tener mayor atención en una comunidad, es decir, un mayor grado de centralidad entrante. Este es el caso @Deitaone, que con 152.297 seguidores es un vértice bastante central en la red, considerando que tiene 2080 conexiones entrantes que lo posicionan en un tercer lugar. Ahora bien, al considerar la importancia de los seguidores, aplicando para ello la centralidad del vector propio, @Deitaone deja de estar en el top cinco (5), cediéndole la posición a @JimCreamer, quien es una personalidad bastante influyente en el mundo de los negocios y las inversiones en los mercados financieros. Sin embargo, reconociendo la importancia de la capacidad de enlazar grupos en una red, a través del indicador centralidad de intermediación, @Deitaone vuelve a figurar entre las tres (3) cuentas más influyentes en esta comunidad.

Un hallazgo a tener en cuenta en los resultados es la influencia de @elonmusk, en la comunidad sujeta a análisis. A pesar de que no se trata de un actor estrechamente relacionado con el mundo de los mercados bursátiles, su importancia como figura pública, hombre de negocios y autoridad en diversos campos, en particular la tecnología; constituyen aspectos

de interés para la comunidad de inversión en activos de naturaleza tecnológica. En contraste, puede citarse el estudio desarrollado por Kanungsukkasem & Leelanupab (2015), quienes centraron su atención en tres (3) activos específicos como Exxon Mobil Corporation (EXON), JPM Morgan Chase & Company (JPM) y Pfizer Inc. (PFE). En razón de las características de los activos considerado en su estudio, ellos encuentran otras cuentas de influenciadores destacables como @Chevron, @Shell, @BP America en el caso de Exxon, @GoldmanSachs, @MorganStanley y @MerrillLynch para el caso de JP Morgan, y @Novartis, @Roche y @AstraZeneca en lo que concierne a Pfizer Inc. Claramente, puede evidenciarse que estas redes de influencia pueden estar determinadas considerablemente por el tipo de activo que se esté considerando; por lo que la especialización por sector puede ser un aspecto crucial en este análisis. Otro trabajo, en donde se desarrolla un modelo sistemático de selección de las cuentas de usuario que se convertirán en semillas para la búsqueda de datos en la comunidad financiera es el desarrollado por Yang et al., (2015), donde encuentran cuentas de usuario como @themotleyfool, @Vanguard Group, @ReformedBroker, @TheStreet, @NYSEEuronext que se muestran como nodos críticos en la red analizada, de acuerdo con la centralidad de intermediación. Para la selección de las cuentas semilla consideraron a usuarios inversionistas muy reconocidos, así como proveedores de noticias de la talla de Bloomberg, Forbes o Reuters. Como se evidencia, en este caso predominan como vértices clave de la red las cuentas de usuario de gestores de fondos, asesores financieros y bursátiles. Estos hallazgos también son consistentes con la idea de que los usuarios influyentes en una red están determinados por el sector al que pertenecen los elementos sujetos en la búsqueda.

Conclusiones

Al llevar a cabo este análisis, centrado en las métricas que posibilitan entender la dinámica de interacción en las redes sociales y las relaciones de influencia, se puede concluir que no solo es importante saber la cantidad de seguidores que un usuario tiene, sino el rol que tienen esos seguidores en una comunidad. Lo anterior pudo observarse al identificar la cantidad de cuentas que siguen a los usuarios en torno a la red analizada; donde fue posible evidenciar cuentas con un volumen importante de seguidores que no podrían considerarse relevantes en la comunidad de inversión en los mercados financieros. Por lo anterior, medidas de centralidad propias de la teoría de grafos,

permiten tener un criterio más sensato en la evaluación, en el sentido en que, más que considerar los seguidores de un usuario, tiene en cuenta los vínculos que esté puede desarrollar en la comunidad. De esta manera, si en una red un usuario tiene un número importante de vínculos entrantes (seguidores dentro de la comunidad), significa que otros usuarios, vinculados a la red, pueden estar siguiéndolo en la medida en que produzca contenido relevante para ellos. Ahora bien, el grado de centralidad por sí solo parece insuficiente para valorar las relaciones de influencia, puesto que es importante considerar factores como la importancia de los seguidores de un usuario, así como la capacidad de este de conectar diferentes grupos en una comunidad.

Si bien, existen métricas que permiten valorar que tan bien conectado está un usuario en una red, en términos de los vínculos que tienen sus seguidores, así como otras métricas que conducen a evaluar la capacidad que tiene un usuario de conectar varios clusters en una red; se considera que la evaluación aislada de estos indicadores puede conducir a conclusiones sesgadas o insatisfactorias respecto a las redes de influencia que pueden formarse en una comunidad. Es por esto que es relevante hacer una evaluación integral de estas métricas y es precisamente la definición de influenciador que, a manera de conclusión, se llega al final de este estudio. Así las cosas, un influenciador en Twitter se define como el usuario que tiene una importante cantidad de seguidores en una comunidad, pero que, a su vez, estos seguidores son piezas clave en dicha comunidad. Además, este usuario debe permitir el enlace de otros grupos formados en la comunidad, sobre los cuales debe ejercer un nivel importante de influencia. En el contexto particular de los activos que se negocian en el mercado NASDAQ, estos usuarios son en su orden el ingeniero, físico, empresario y líder de opinión Elon Musk, el presidente actual de los Estados Unidos, Donald Trump y el perfil de Walter Bloomberg; este último reconocido por su difusión de información económica, financiera y relacionada con el mundo de los negocios.

Implicaciones Prácticas e Investigación Futura

Los resultados de este trabajo podrían aprovecharse para entender la dinámica de inversión en los mercados financieros; donde la divulgación de contenido en medios sociales empieza a ser relevante. Como argumenta Chen et al. (2014), las opiniones de pares han comenzado a desempeñar un papel más

importante en los mercados financieros, pues incluso, en el dominio profesional, el análisis cada vez lo realizan y difunden los propios inversores. Esto significa que el contenido publicado en redes sociales, por otros usuarios, podría ser considerado un insumo para justificar la toma de posiciones en el mercado financiero, por parte de algunos inversionistas. Ahora bien, en este ámbito, vale la pena tener una referencia de quienes son los usuarios más influyentes en una red; teniendo en cuenta que sus comentarios u opiniones, difundidas en redes y replicadas por otros usuarios, pueden tener un efecto importante en el comportamiento de los precios en el mercado y, por tanto, en los resultados de una inversión. Así mismo, alrededor de las redes sociales han emergido, incluso, nuevos esquemas de negocio como, por ejemplo, los modelos de marketing de afiliados; donde un agente (Broker Introdutor), refiere una persona o empresa hacia un broker (intermediario financiero). Para estos últimos, podría ser importante identificar quienes, de estos bróker introductor, tienen un mayor nivel de influencia en redes sociales; pues podrían ser agentes importantes para promocionar sus productos y servicios financieros y lograr tracción.

Al final, es importante tener en cuenta que este estudio tiene un alcance exploratorio, por tanto, puede constituir una base para el desarrollo de trabajos posteriores; donde se profundice, a un mayor nivel de alcance, en el efecto que tienen los comentarios, opiniones o recomendaciones de ciertos agentes en las redes sociales, sobre el desempeño de los mercados financieros. Para los fines pertinentes, podrían desarrollarse trabajos correlacionales o, incluso, de alcance explicativo; donde se pueda asociar la actividad de los principales influenciadores en redes sociales, con el comportamiento de los precios en un mercado financiero.

REFERENCIAS

- Adedoyin, M., Medhat, M. & Stahl, F. (2013).** *A survey of data mining techniques for social media analysis*. Robert Gordon University, pp.1-25.
- Admed, N. & Lugovic, S. (2018).** *Social media analytics. Analysis and visualisation of news diffusion using NodeXL*. Online Information Review, XLIII(1), pp. 149-160. <https://doi.org/10.1108/OIR-03-2018-0093>
- Ahmed, W., Bath, P., & Demartini, G. (2006).** Using Twitter as a Data Source: An Overview of Ethical, Legal, and Methodological Challenges. In *The Ethics of Online Research*. Advances in Research Ethics and Integrity (Vol. 13, Issue 1, pp. 14-17). <https://doi.org/10.1016/j.jocn.2005.03.017>
- Aldahdouh, M. & Aldahdouh, R. (2019).** *Social media network analysis with NodeXL*. International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, LV(55), pp.1-7.
- Banerjee, A. (1992).** *A simple model of herd behavior*. Quarterly Journal of Economics, CVII(3), pp. 797-817. <https://doi.org/10.2307/2118364>
- Bartov, E., Faurel, L. & Mohanram, P. (2018).** *Can Twitter help predict firm-level earnings and stock returns*. The Accounting Review, XCIII(3), pp.25-57. <https://doi.org/10.2308/accr-51865>
- Berger, E., Wenzel, M. & Wohlgemuth. (2018).** *Imitation-related performance outcomes in social trading. A configurational approach*. Journal of Business Research, LXXXIX, pp.322-327. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.12.016>
- Bihari, A. & Kumar, M. (2015).** *Eigenvector centrality and its application in research professionals relationship network*. International Conference on Futuristic trend in Computational Analysis and Knowledge Management, pp. 510-514. <https://doi.org/10.1109/ablaze.2015.7154915>
- Bikhchandani, S. Hirshleifer, D. & Welch, I. (1998).** *Learning from the behavior of others. Conformity, fads and informational cascades*. Journal of Economic Perspectives, XII(3), pp.151-170 <https://doi.org/10.1257/jep.12.3.151>
- Bollen, J., Mao, H. & Zeng, X. (2011).** *Twitter mood predicts the stock market*. Journal of Computational Science II(1), pp.1-8. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
- Bokuniewicz, J. & Shulman, J. (2017).** *Influencer identification in Twitter networks of destination marketing organizations*. Journal of Hospitality and Tourism Technology, VIII(1), pp.205-219. <https://doi.org/10.1108/JHTT-09-2016-0057>
- Bonacich, P. (2007).** *Some unique properties of eigenvector centrality*. Social Networks, 29, pp.555-564. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2007.04.002>
- Boyd, D. & Ellison, N. (2007).** *Social network sites. Definition, history, and scholarship*. Journal of Computer-Mediated Communication, 13(1), pp. 210-230. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x>

Brambilla, M., Ceri, S., Della Valle, E., Volonterio, R. & Acero, F. (2017). *Extracting emerging knowledge from social media*. International World Wide Web Conference Committee, pp.795-804. <https://doi.org/10.1145/3038912.3052697>

Burt, R. (2000). *The network structure of social capital*. Research in Organizational Behaviour, 22, pp.345-323. [https://doi.org/10.1016/S0191-3085\(00\)22009-1](https://doi.org/10.1016/S0191-3085(00)22009-1)

Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F. & Gummadi, K. (2010). *Measuring user influence in Twitter. The million follower fallacy*. AAAI Publications, Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, pp.10-17.

Chang, E., Cheng, J. & Khorana, A. (2000). *An examination of herd behavior in equity markets. An international perspective*. Journal of Banking & Finance, pp.1651-1679. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00096-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00096-5)

Chakraborty, P., Rony, R. & Pria, U. (2017). *Predicting stock market movement using sentiment analysis of Twitter feed*. BRAC University, Dhaka, Bangladesh.

Chen, H., De, P., Hu, Y. & Hwang, B. (2014). *Wisdom of crowds. The value of stock opinions transmitted through social media*. Review of Financial Studies, XXVII(5), pp. 1367-1403. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu001>

Eick, S. (2005). 42 - *Scalable network visualization*. Visualization Handbook, pp.819-829. <https://doi.org/10.1016/B978-012387582-2/50044-7>

Filip, A., Pochea, M. & Pece, A. (2015). *The herding behavior of investors in the CEE stocks markets*. Procedia Economics and Finance, XXXII, pp.307-315. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)01397-0](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01397-0)

Groß-Klußmann, A. König, S. Ebner, M. (2019). *Buzzwords build momentum. Global financial Twitter sentiment and the aggregate stock market*. Expert Systems with Applications, CXXXVI(1), pp.171-186. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.06.027>

Hansen, D., Shneiderman, B., Smith, M. & Himelboim, I. (2020). *Analyzing social media networks with NodeXL. Insights from a connected world*. Cambridge, United States : Morgan Kaufmann Publishers.

Hansen, D., Shneiderman, B., Smith, M. & Himelboim, I. (2011). *Analyzing social media networks with NodeXL. Insights from a*

connected world. Cambridge, United States : Morgan Kaufmann Publishers.

Himelboim, I. & Smith, M. (2018). *NodeXL. The International Encyclopedia of Communication Research Methods*. Georgia, United States : John Wiley & Sons.

Huang, D. (21 de abril de 2015). *Retail traders wield social media for investing fame*. The Wall Street Journal. Recuperado de: <https://www.wsj.com/articles/retail-traders-wield-social-media-for-investing-fame-1429608604>

Kanungsukkasem, N. & Leelanupab, T. (2015). *Finding potential influencers of a specific financial market in Twitter*. 7th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), pp.414-419. <https://doi.org/10.1109/ICITEED.2015.7408982>

Komalasari, P. & Bowo, M. (2019). *Bibliometric analysis of herding behavior in capital market*. 3rd Asia Pacific International Conference of Management and Business Science, CXXXV, pp.226-232. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.200410.035>

Lai, L. & To, W. (2015). *Content analysis of social media. A grounded theory approach*. Journal of Electronic Commerce Research, XVI(2), pp.138-152.

Limpo, D. (2016). *Finding influential Twitter users for the stock market optimized by genetic algorithm*. University of Lisbon, pp.1-11.

Litterio, A., Nantes, E., Larrosa, J. & Gómez, L. (2017). *Marketing and social networks. A criterion for detecting opinion leaders*. European Journal of Management and Business Economics, XXVI(3), pp.347-366. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-10-2017-020>

Liu, B. (2012). *Sentiment analysis opinion mining*. Toronto, Canada : Morgan & Claypool.

Ottaviani, M. & Sorensen, P. (2000). *Herd Behavior and Investment. Comment*. American Economic Review, XC (3), pp. 695-704. <https://doi.org/10.1257/aer.90.3.695>

Piñeiro, J., López, M. & Pérez, A. (2015). *Examining the influence of stock market variables on microblogging sentiment*. Journal of Business Research, LXIX(6), pp. 2087-2092. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.12.013>

Puigbò, J., Sánchez, G., Casabayó, M. & Agell, N. (2014). *Influencer detection approaches in social networks. A current state-of-the-art*. Artificial Intelligence Research and Development. Recent Advances and Applications, pp.261-264.

<https://doi.org/10.3233/978-1-61499-452-7-261>

Ranco, G., Aleksovski, D., Caldarelli, G., Grčar, M. & Mozetič, I. (2015). *The effects of twitter sentiment on stock price returns.* Plos One, X(9), pp.1-21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0138441>

Reed, M. (2016). *A study of social network effects on the stock market.* Journal of Behavioral Finance, XVII(4), pp. 342-351. <https://doi.org/10.1080/15427560.2016.1238371>

Scharfstein, D. & Stein, J. (1990). *Herd behavior and investment.* The American Economic Review, pp.465-479.

Scott, J. (2000). *Social network analysis.* London, United Kingdom : SAGE Publications.

Sindreu, J. (4 de septiembre de 2015). *How options-market amateurs might have tripped up big tech.* The Wall Street Journal. Recuperado de: <https://www.wsj.com/articles/how-options-market-amateurs-might-have-tripped-up-big-tech-11599213817>

Shavit, A. & Shah, S. (2016). *Perceived, projected, and true investment expertise. Not all experts provide expert recommendations.* IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics, pp.361-369. <https://doi.org/10.1109/DSAA.2016.45>

Sohangir, S. & Wang, D. (2019). *Finding expert authors in financial forum using deep learning methods.* Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), pp.1-5. <https://doi.org/10.1109/IRC.2018.00082>

Tsur, O. & Rappoport, A. (2012). *What's in a Hashtag? Content based prediction of the*

spread of ideas in microblogging communities. Proceedings of the Fight International Conference on Web Search and Web Data. pp.643-652.

<https://doi.org/10.1145/2124295.2124320>

Vijh, M., a Chandola, D., Tikkiwal, V. & Kumar, A. (2020). *Stock closing price prediction using machine learning techniques.* Procedia Computer Science, 167, pp.599-606. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.326>

Wang, G. & Wang, Y. (2018). *Herding, social network and volatility.* Economic Modelling, LXVIII, pp.74-81. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.04.018>

Wang, T., Wang, G., Wang, B., Sambasivan, D., Zhang, Z., Li, X., Zheng, H. & Zhao, B. (2017). *Value and misinformation in collaborative investing platforms.* ACM Transaction on the Web, XI(2), pp.8-32. <https://doi.org/10.1145/3027487>

Williams, M. L., Burnap, P., & Sloan, L. (2017). *Towards an Ethical Framework for Publishing Twitter Data in Social Research: Taking into Account Users' Views, Online Context and Algorithmic Estimation.* Sociology, 51(6), 1149-1168. <https://doi.org/10.1177/0038038517708140>

Xu, R. (2017). *How herding behavior affects our lives. A double-edged sword.* Journal of Finance Research, 1(1), pp.19-21,. <http://dx.doi.org/10.26549/jfr.v1i1.382>

Yang, S., Mo, S. & Liu, A. (2015). *Twitter financial community sentiment and its predictive relationship to stock market movement.* Quantitative Finance, XV(10), pp.1637-1656. <https://doi.org/10.1080/14697688.2015.1071078>

Remitido: 5-11-2020

Corregido: 18-03-2021

Aceptado: 17-05-2021

