



Paakat: Revista de Tecnología y Sociedad
e-ISSN: 2007-3607
Universidad de Guadalajara
Sistema de Universidad Virtual
México
paakat@udgvirtual.udg.mx

Año 11, número 21, septiembre 2021 - febrero 2022

Algoritmo para la medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales

Algorithm for measurement and analysis of authority and influence of users in social and professional networks

José Felipe Ramírez Pérez*

<https://orcid.org/0000-0002-0765-0685>

Universidad Autónoma de Baja California, México

Dariel Corchado López del Castillo**

<https://orcid.org/0000-0003-0691-6565>

Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba

Maylevis Morejón Valdés***

<https://orcid.org/0000-0002-5831-9159>

Universidad Autónoma de Baja California, México

[Recibido 30/12/2020. Aceptado para su publicación 22/06/2021]

DOI: <http://dx.doi.org/10.32870/Pk.a11n21.598>

Resumen

La medición y análisis de la autoridad e influencia que ejerce una persona en una organización o red social, sea esta formal o informal, ha sido objeto de numerosas investigaciones en campos diversos de la ciencia. En la actualidad este fenómeno ha tomado mayor connotación debido a su irrupción en el espacio digital y a la importancia que reviste la tenencia de este conocimiento para la toma de decisiones

en esferas como la política, la educación y la difusión de información. En esta investigación se desarrolló un algoritmo para la medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales. El estudio tuvo un enfoque mixto, con alcance correlacional y diseño experimental. Se utilizó una muestra aleatoria $n=30$ especialistas, que se realizó entre mayo de 2019 y octubre de 2020. Se partió de la premisa de que, para llevar a cabo una adecuada medición y análisis de la autoridad e influencia, se debe considerar la estructura del grafo que representa la red social y las interacciones que se producen entre los usuarios. Como resultado, se desarrolla el algoritmo Autoridad Total, una herramienta informática para la generación del grafo y un caso de estudio, el cual evalúa su pertinencia, funcionamiento y aplicabilidad, lo que evidencia resultados satisfactorios en su comparación con el algoritmo HITS y un sociograma.

Palabras clave

Algoritmo; análisis de redes sociales; autoridad; influencia; mensajería instantánea; redes sociales.

Abstract

The measurement and analysis of the authority and influence exercised by a person in an organization or social network, be it formal or informal, has been the subject of numerous researches in several fields of science. At present, this phenomenon has taken on greater connotation due to its irruption in the digital space and the importance of having this knowledge for decision-making in spheres such as politics, education and the dissemination of information. In this research, an algorithm was developed for the measurement and analysis of the authority and influence of users in social and professional networks. The study had a mixed approach, with correlational scope and experimental design. A random sample $n = 30$ specialists was used, which was carried out between May 2019 and October 2020. It was based on the premise that, in order to carry out an adequate measurement and analysis of authority and influence, the structure of the graph must be considered that represents the social network and the interactions that occur between users. As a result, the Total Authority algorithm is developed, a computer tool for the generation of the graph and a case study, which evaluates its relevance, operation and applicability, which shows satisfactory results in its comparison with the HITS algorithm and a sociogram.

Keywords

Algorithm; authority; influence; instant messaging; social media; social network analysis.

Introducción

La interacción entre las personas y la conformación de las redes sociales activas es un hecho que se remonta al surgimiento de la especie humana y a la creación de las comunidades. Desde entonces las personas se han visto en la necesidad de interactuar entre sí, ya sea a partir de la existencia de lazos de familiaridad o amistad, intereses, ideologías o hábitos comunes, o por la necesidad que tiene el ser humano de relacionarse.

Con la aparición y desarrollo vertiginoso del internet y de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC), se revolucionó la forma en que, hasta ese entonces, funcionaban las redes sociales. Los distintos paradigmas que han evolucionado la web, como la web social, la web semántica, la web ubicua, el internet de las cosas y la computación afectiva, también han reconfigurado la forma en que se comportan las redes sociales de internet, como espacios virtuales de comunicación (Del Prete y Pantoja, 2020). Es por esto que en la actualidad las redes sociales se erigen como una de las áreas de investigación de mayor auge e investigación por diversas ciencias, tan diversas y separadas en objeto de estudio como lo pueden constituir la sociología, la psicología, las matemáticas o las ciencias computacionales. Ahora los individuos se comunican de manera continua a través de algún dispositivo o medio tecnológico y cada vez son más las personas con acceso a internet para tal fin.

En las matemáticas, esta estructura de redes sociales es representada por medio de la teoría de grafos, en la cual la red está constituida por nodos, que responden a los actores o individuos, y por aristas, que son las relaciones que se establecen entre los individuos. Las redes sociales de internet pueden conectar a las personas y ayudarlas a mantener sus relaciones durante toda su vida. En la actualidad, algunos de los medios más populares son Facebook, WhatsApp, YouTube o Instagram, los cuales pueden ser usados por los individuos para construirse y exponer su identidad en línea.

Un componente importante de los medios sociales es la mensajería instantánea. Su utilización permite la comunicación activa entre dos o más usuarios, por medio de dispositivos electrónicos conectados a la red. Este tipo de mensajería se caracteriza por realizarse en tiempo real y se basa en el intercambio de mensajes de texto (Sun, Lin, Wu, Zhou y Luo, 2018). La mensajería instantánea ha pasado a formar parte inevitable de los hábitos de la mayoría de la población, lo que forja una nueva forma de comprender la comunicación y nuevas expectativas en torno al intercambio entre el emisor y el receptor. Este proceso comunicativo ha evolucionado notablemente, por lo que actualmente puede compartirse cualquier tipo de información, como texto, videos y fotos, etcétera (Andújar-Vaca y Cruz-Martínez, 2017).

La mensajería instantánea permite el intercambio de mensajes que son escritos y leídos al mismo tiempo, a pesar de la distancia que media entre los usuarios (Sewall, Bear, Merranko y Rosen, 2020). Con los grupos de contactos de estos usuarios se puede conformar una red social. La magnitud de su tamaño depende de la cantidad de contactos que posea cada usuario.

En muchas instituciones el servicio de mensajería instantánea se utiliza como medio informal de comunicación entre los trabajadores. Según diversos autores, en varios casos la influencia se determina en mayor medida por la comunicación que se

establece de manera informal, que por la llevada a cabo por medios formales (Sadri, Ukkusuri y Ahmed, 2021). Para esto, las empresas pueden auxiliarse del análisis de redes sociales (ARS), que es una fuente valiosa de información para identificar a los trabajadores o individuos más influyentes dentro de una organización o contexto.

El ARS constituye un área de investigación potencial y de marcado crecimiento en la actualidad, originado en la sociología. Comprende numerosas herramientas, métricas y métodos para modelar, medir y analizar las relaciones y los comportamientos que se establecen entre las personas, para apoyar la toma de decisiones basadas en datos (Pérez, 2016). El análisis de estas relaciones refleja la capacidad que tienen algunas personas de influir en el comportamiento de otras. A este comportamiento se le conoce como influencia social (Peng, Yang, Cao, Yu y Xie, 2017). El estudio de la influencia social no solo resulta difícil de medir, sino que los criterios de influencia varían según el contexto y los objetivos de la medición. Para Peng *et al.* (2017), el análisis de la influencia social es una de las tecnologías más importantes en las empresas de servicios e información, debido a que su utilización eficiente impacta de manera positiva en la cultura organizacional y en la toma de decisiones, así como en una adecuada planeación y administración estratégica para la obtención de ventajas competitivas.

Análisis de la influencia social

La influencia social de un usuario se encuentra en su capacidad para inducir reacciones en otros usuarios (Saggu y Sinha, 2020). Esto ocurre cuando el comportamiento, las percepciones, las emociones y las opiniones de una persona son afectadas por otra. La señal principal de una interacción influyente es cuando la acción de un usuario provoca reacciones en cascada en otros usuarios. El nivel de autoridad que posea un usuario de una red social se determina en gran medida por su jerarquía y credibilidad dentro de esta (Pérez, 2016; Xiao, Wang y Chan-Olmsted, 2018). Mientras más autoridad posea un usuario, mayor será su influencia.

Asimismo, la influencia social y los fenómenos relacionados con ella, como el liderazgo y el poder social, son intrínsecos a cualquier proceso de organización humana. En los grupos de trabajo, la influencia social afecta el cómo son tomadas las decisiones, cómo se lleva a cabo el trabajo, así como el clima organizacional. Las interacciones y la comunicación son fundamentales para la influencia social (Flache *et al.*, 2017; Mahmoodi, Bahrami y Mehring, 2018; Sadri *et al.*, 2021).

Identificar a las personas más influyentes (*influencer*, del idioma inglés, como se conoce comúnmente) tiene muchas aplicaciones para cualquier organización. Estudiar los patrones de autoridad, liderazgo, jerarquía, influencia y propagación de

información ayuda a comprender por qué ciertas tendencias o innovaciones se adoptan más rápidamente que otras (Das, Kamruzzaman y Karmakar, 2019). El análisis de la influencia social (AIS) es un componente del ARS que estudia la manera de modelar el proceso de difusión de la influencia en las redes y cómo proponer un método eficiente para identificar un grupo de nodos objetivo en una red social. Conocer esta información posibilitaría tomar decisiones relacionadas con la determinación del liderazgo, la fortaleza o la cohesión de los grupos sociales y el conocimiento de los actores clave en la propagación de la información.

En este sentido versan investigaciones actuales como las realizadas por Gil-Quintana, Malvasi, Castillo-Abdul y Romero-Rodríguez (2020) y Gil-Quintana, Santoveña-Casal y Riaño (2021). Los autores analizan la importancia que tienen el internet, las tecnologías y las redes sociales, así como los *influencers* en la propagación de la información, en un aumento de la influencia social, el liderazgo, el aprendizaje y la colaboración. Su auge en los últimos años ha estado marcado por la irrupción cada vez mayor de las TIC en estos contextos no convencionales, a partir de su impacto sobre la elevación del desempeño competitivo en todas las esferas de la sociedad (Alvarado, 2021; Pérez, López-Torres y Morejón-Valdés, 2021).

Antecedentes y fundamentación

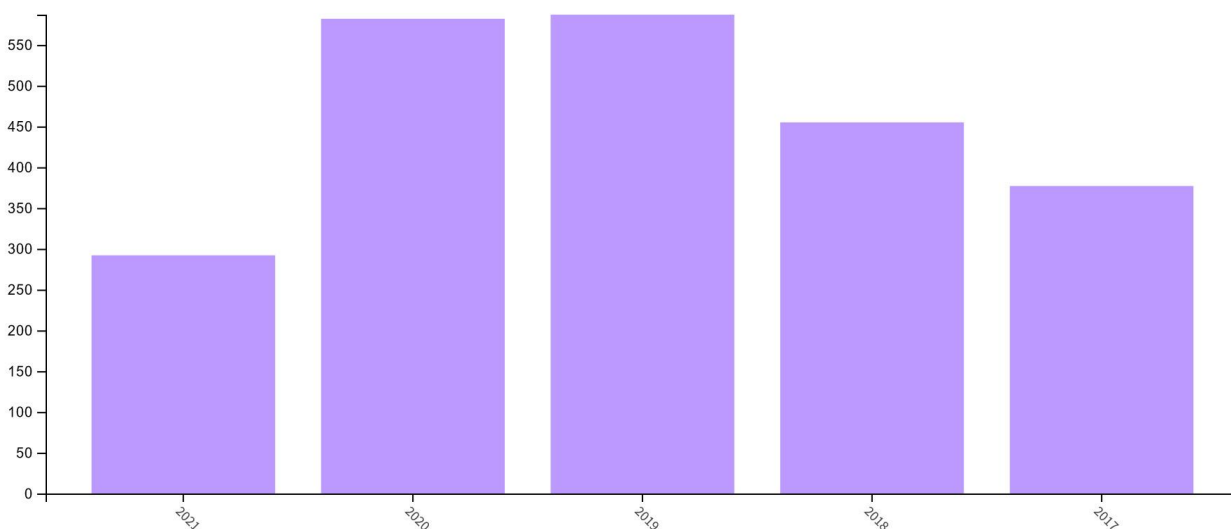
El análisis de la influencia social es cada vez más empleado y se utiliza en sectores variados de la sociedad, como la medicina, el deporte, la política, la educación y la aeronáutica. Asimismo, se aplican numerosas técnicas para el análisis de datos e información en las redes profesionales y sociales desde diversas perspectivas y enfoques, como lo demuestran algunas de las investigaciones consultadas (Andújar-Vaca y Cruz-Martínez, 2017; Das *et al.*, 2019; Huang, Wang y Chen, 2019; Pérez, 2016; Sewall *et al.*, 2020; Zhao, Xu, Song, Lee, Chen y Gao, 2018). Para esto, las redes sociales de internet se han constituido como el eslabón más importante para acceder al mundo global digital, para compartir información y utilizarla para su procesamiento y empleo eficiente en la toma de decisiones (Peng *et al.*, 2017; Wajahat, Nazir, Akhtar, Qureshi, Razaque y Shakeel, 2020).

En este sentido, las principales preguntas en los estudios de análisis de la influencia social incluyen: ¿quién influencia a quién?, ¿quién es influenciado? y ¿quiénes son los usuarios más influyentes?, las cuales son de gran utilidad en campos como el *marketing* viral, la recomendación en línea, las comunidades de asistencia médica y el descubrimiento de expertos (McCraty, 2017; Pérez, Vázquez, Valdés y Fajardo, 2016; Sun *et al.*, 2018). Según las investigaciones de Colomo (2017), Del Prete y Pantoja (2020) y Giacomucci (2020), el análisis de la influencia social puede

ayudar a comprender los comportamientos sociales de las personas, proveer soporte teórico para tomar decisiones, influenciar en la opinión pública y promover cambios.

Conocer los actores más influyentes en las redes sociales ha sido de interés para la comunidad científica, como afirman Kim y Hastak (2018) y Sadri *et al.* (2021). Es por esto que los estudios relacionados con esta área del conocimiento han tenido un elevado crecimiento desde 2010 hasta la fecha. Un análisis bibliométrico en la Web of Science (WoS) con los términos "*social network analysis*" e "*influence analysis and social media*" mostró su utilización y evolución. En la figura 1 se muestran estos datos, los cuales se encuentran agrupados por el año de publicación. En el análisis documental, para los términos clave analizados, se constató un total de 2 293 resultados en el período de 2017 a 2021.

Figura 1. Crecimiento sostenido de publicaciones en WoS sobre "*social network analysis*" e "*influence analysis and social media*"



Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Clarivate Analytics.

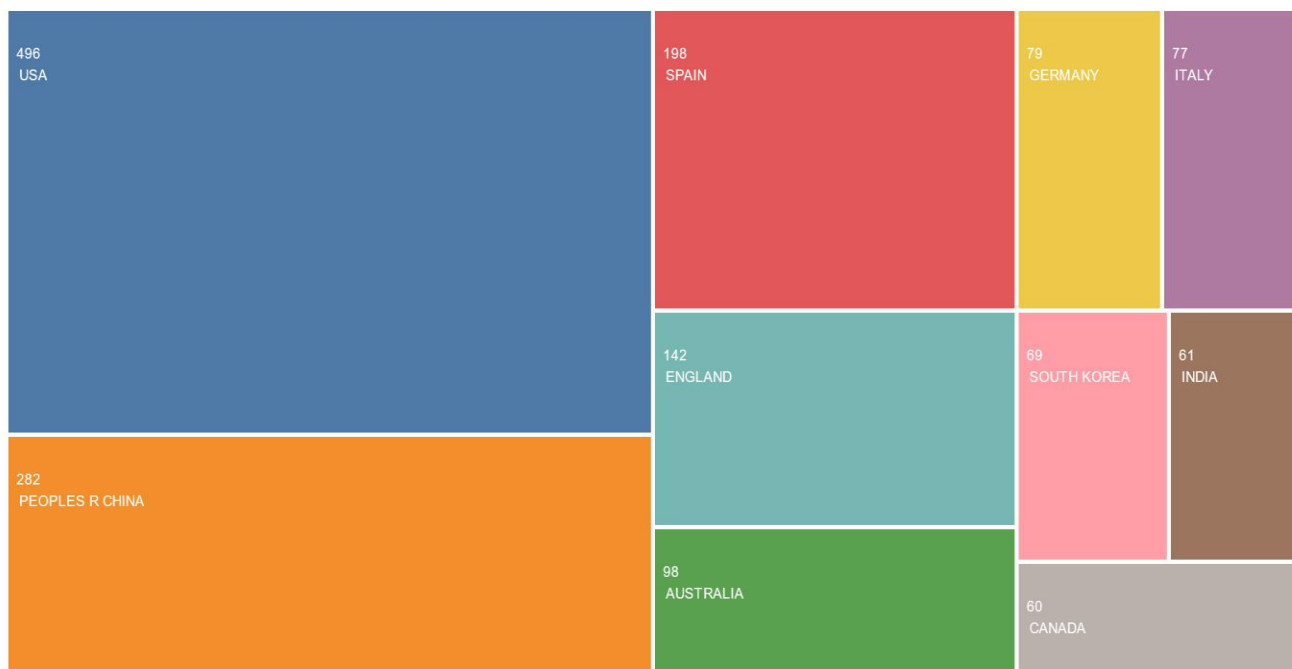
Asimismo, en el análisis documental realizado, al utilizar las bases de datos Web of Science Core Collection, SciELO Citation Index, Derwent Innovations Index, Russian Science Citation Index y KCI-Korean Journal Database, se evidencia que las principales áreas de investigación que emplean "*social network analysis*" e "*influence analysis and social media*" son las ciencias computacionales, el sector económico y de los negocios, las matemáticas, la psicología, la comunicación, las ciencias del comportamiento, la sociología y la psicología, entre otras áreas (ver figura 2). Lo anterior muestra la pertinencia y la necesidad de profundizar en este tema debido a la importancia que tiene el análisis de la influencia social en las organizaciones a nivel global.

Figura 2. Análisis del empleo de "social network analysis" e "influence analysis and social media" según el área de investigación y aplicación



Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Clarivate Analytics.

Figura 3. Análisis del empleo de "social network analysis" e "influence analysis and social media" según la región geográfica



Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Clarivate Analytics.

Del mismo modo, del total de 2293 resultados de investigación, 21.63% es creado por Estados Unidos, que es el país que más resultados presenta en el análisis de las redes sociales y la influencia en estas. A nivel global, China es el segundo país con 12.29% (ver figura 3). Además, de toda la producción científica creada en el período de 2017-2021, 94.65% corresponde a artículos de investigación, 4% a artículos de revisión y 1.5% a resultados de innovación patentados.

Metodología

El objetivo de esta investigación fue desarrollar un algoritmo para la medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales. La hipótesis de la investigación fue: el algoritmo desarrollado es válido para medir y analizar adecuadamente la autoridad e influencia que ejercen los usuarios en las redes sociales y profesionales. Para esto, se llevó a cabo un caso de estudio para evaluar el funcionamiento y la validez del algoritmo desarrollado. Se realizó en un contexto organizacional universitario regido por relaciones formales e informales, donde se compararon los resultados obtenidos con el algoritmo HITS y un sociograma. Se esperó obtener resultados satisfactorios en la evaluación de la pertinencia y aplicabilidad.

La investigación fue realizada entre mayo de 2019 y octubre de 2020. Su enfoque fue mixto, cualitativo y cuantitativo. Para esto, se emplearon métodos científicos como la observación, la modelación y el análisis documental, que comprendió un análisis bibliométrico sobre el estado de la temática en la actualidad y un análisis retrospectivo entre 2010 y 2021. Las fuentes consultadas tienen un elevado porcentaje de actualidad, de 90.48% (2017-2021). Se trató de fuentes primarias, obtenidas de revistas en bases de datos de alto impacto.

La investigación tiene un alcance correlacional, mientras que el diseño es de tipo experimental y de corte transversal. La muestra empleada es aleatoria $n=30$, con la cual se realizó un caso de estudio para evaluar la propuesta de solución desarrollada, al tener en cuenta que el propósito del estudio fue desarrollar un algoritmo para la medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales.

Métricas y conceptos del dominio

- **Centralidad de grado:** se contabiliza como el número de vecinos o nodos conectados que tiene determinado nodo en un esquema de red (Huang *et al.*, 2019; Kim y Hastak, 2018). La centralidad de grado es el número de aristas

incidentes en un vértice dado. La centralidad de grado con peso se define de manera similar, pero se suman los pesos de las aristas incidentes.

- **Centralidad de intermediación:** se define como el nivel de influencia que tiene un nodo o un actor dentro de una red, marcado por la cantidad mínima de ruta en las cuales se ve presente (Kim y Hastak, 2018). Es una métrica muy importante porque se puede utilizar para identificar brókeres de información en la red o nodos que pueden conectar grupos separados. Es por esto que un nodo con una alta centralidad de intermediación ejerce una elevada influencia como parte de una red (Huang *et al.*, 2019; Tuğal y Karci, 2019).
- **Centralidad de cercanía:** consiste en el promedio de las distancias de un vértice a todos los vértices, al considerar que los valores pequeños manifiestan mayor importancia (Guan, Li, Xing, Li y Liang, 2020). Representa los nodos que, aun al contar con pocos enlaces o conexiones, favorecen llegar a cualquier otro nodo de la red de forma más veloz.

En la investigación se implementa la métrica de centralidad de cercanía, donde el valor de la cercanía es normalizado, al considerar la cantidad de usuarios del grafo (ver fórmula 1). SN es el valor de la cercanía normalizado, N la cantidad de nodos y S el valor bruto total de la cercanía. De esta forma, SN no constituye una métrica inversa, por lo que los nodos con mayores valores son los más centrales.

$$SN = (N - 1)/S \quad (1)$$

- **Centralidad de vector propio:** se define como centralidad recursiva. Un nodo se puede catalogar como nodo central si cuenta con nodos vecinos o nodos conectados que tienen, a su vez, una buena centralidad como parte de la red (Kim y Hastak, 2018).
- **PageRank:** es el algoritmo de búsqueda de Google. Trabaja al contar el número y la calidad de accesos a una página para determinar su importancia. Constituye una variación de la centralidad de vector propio. En este algoritmo cada vértice del grafo adquiere un valor a partir de sus vecinos. A diferencia de la centralidad de vector propio, un vértice no adquiere el total de importancia a partir de sus vecinos. En su lugar, esta importancia es dividida equitativamente entre sus conexiones directas. PageRank fue introducido para contabilizar el posicionamiento de los sitios web en internet (Tortosa, Vicent y Yeghikyan, 2021).

- **HITS:** permite detectar a los concentradores y las autoridades dentro de las redes de enlaces que se forman entre las páginas web. Los concentradores se definen como los sitios web que tienen enlaces salientes hacia otras páginas, y las autoridades son aquellas ampliamente referenciadas por otros sitios web (Kanathey, Thakur y Jaloree, 2018). La noción de concentrador expresa la calidad de una página web y la noción de autoridad establece la calidad de un sitio web como un recurso en sí. Esta importancia o relevancia se determina en función de la consulta realizada por el usuario. De esta manera, a cada página web se le asignan puntajes de concentrador y de autoridad para proporcionarle al usuario la información que requirió, la cual ha sido solicitada en forma de consulta y procesada por los motores de búsqueda (Kanathey *et al.*, 2018).
- **Sociograma:** el concepto proviene de la sociología, como ciencia que estudia las sociedades y el comportamiento humano. Se define como una técnica que permite la representación formal de las relaciones sociales existentes entre las personas en un contexto determinado (McCarty, 2017). En la teoría de grafos, posibilita la representación de las relaciones, a partir de nodos que constituyen las personas y las aristas, las cuales responden a las relaciones que se evidencian entre ellas (Hurtado, Leiva y Villalobos, 2018).

Fórmulas matemáticas

- **Normalización por el mayor elemento:** es una técnica matemática del análisis de redes sociales, la cual divide todos los elementos por cada columna entre el elemento de mayor tamaño de cada una de las columnas. Con esta variante se garantiza que el resultado se encuentre en el intervalo $[0,1]$ y se mantenga la proporcionalidad. La fórmula se muestra a continuación (Bellver y Martínez, 2012) (ver fórmula 2).

$$X_i \text{normalizado} = \frac{X_i}{\max X_i} \quad (2)$$

- **Media ponderada** (del inglés *Weighted Average*, WA). Su definición es la siguiente: A un operador de agregación de tipo WA se le asocia un vector de pesos α , donde $\alpha \in [0,1]$, mientras que $\sum_1^n \alpha_i = 1$. En la fórmula 3 que se muestra a continuación, α_i es la importancia que se le confiere a la fuente de datos X_i :

$$WA(X_1, \dots, X_2) = \sum_{i=1}^n X_i \alpha_i \quad (3)$$

Coeficientes de correlación

- **Correlación:** se observa cuando dos variables evidencian la existencia de una relación, sea lineal positiva o lineal negativa, lo que no implica la existencia de causalidad. Una manera común de representar la correlación entre dos variables es a partir del diagrama de dispersión.
- **Coeficiente de Pearson (r):** se conoce habitualmente como coeficiente de correlación lineal. Calcula el grado de relación que se puede llevar a cabo entre dos variables cuantitativas, como parte de una muestra. La fórmula del coeficiente de correlación de Pearson se calcula como se observa a continuación (Triola, 2009, p. 522) (ver fórmula 4).

$$r = \frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \sqrt{n(\sum y^2) - (\sum y)^2}} \quad (4)$$

Donde n representa el número de pares de datos presentes.

- **Coeficiente de Spearman (r_s):** también llamado coeficiente de correlación de rangos, es un contraste no paramétrico que trabaja con datos provenientes de una muestra, con el propósito de demostrar si existe una relación de asociación o correlación entre dos variables. Debido a que se calcula a partir de rangos de datos y no de los propios valores, es menos sensible a valores aberrantes que el coeficiente de Pearson (Triola, 2009). Para su cálculo se tiene en cuenta la fórmula 5, si no existen empates, y la fórmula 6 si existen empates.

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n(n^2 - 1)} \quad (5)$$

Donde n representa el número de rangos y d la diferencia existente entre los pares de rangos, por lo que se restan el rango mayor y el menor.

$$r_s = \frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \sqrt{n(\sum y^2) - (\sum y)^2}} \quad (6)$$

Ambos coeficientes devuelven un valor que va desde -1 a 1. Los valores cercanos a ambos extremos (negativo o positivo) afirman la existencia de una correlación fuerte entre variables, lineal negativa o lineal positiva, según sea el caso. En cambio, los valores cercanos a 0 refieren la inexistencia de correlación o correlación casi nula (Triola, 2009).

Resultados

En la sección se desarrolla el algoritmo autoridad total (AT), el cual permite medir en un valor entre cero y cien [0,100] la influencia y autoridad que posee un usuario en las redes sociales y profesionales. El mismo se determina por la jerarquía y la credibilidad que tienen los usuarios. Es por esto que el algoritmo desarrollado está compuesto por otros dos algoritmos, para una mayor profundización de la medición y análisis:

- **Autoridad estructural (AE):** mide la jerarquía de los usuarios de la red de mensajería instantánea al representarla como un grafo y calcular el valor de las métricas de centralidad del grafo.
- **Autoridad de reacción (AR):** mide la credibilidad al considerar la inmediatez con la que un mensaje escrito recibe respuestas en la mensajería instantánea y la cantidad de respuestas.

La AT de un usuario se calcula sumando su AE y su AR (ver fórmula 7).

$$AT = AE + AR \quad (7)$$

Autoridad estructural (AE)

La AE de un nodo se calcula a partir de su centralidad dentro del grafo. La centralidad de grado en un grafo, a pesar de ser un término antiguo y primordial en el análisis de las redes sociales, es utilizado en la actualidad en diversos campos, como lo aseguran en sus investigaciones diversos autores (Riquelme, González-Cantergiani, Molinero y Serna, 2018; Zhao *et al.*, 2018).

Para el cálculo de la AE se considera la centralidad de grado (D), porque representa la popularidad (cantidad de contactos) del usuario, y la centralidad de cercanía (C), pues permite identificar lo rápido que se puede relacionar este usuario con los demás. Asimismo, se considera la centralidad de intermediación (B), porque permite detectar aquellos usuarios que conectan las distintas comunidades que se forman en la red, y el PageRank (PR) ya que posibilita la identificación de la importancia del usuario a partir de la relevancia de sus contactos. Los valores de estas métricas se encuentran unificados al utilizar la técnica normalización por el mayor elemento y luego son combinados mediante el operador de agregación media ponderada. Luego de aplicar el operador de agregación, el resultado es multiplicado por 100 para que los valores de la AE se encuentren en el intervalo [0,100]. La fórmula general para calcular la AE es la siguiente (ver fórmula 8).

$$AE = (\sum_{i=1}^n X_i \text{normalizado} * \alpha_i) * 100 \quad (8)$$

X constituye el vector que almacena las métricas de centralidad, $X = \langle D, C, B, PR \rangle$ y α el vector de las ponderaciones que se aplica a cada métrica para determinar cuánto aporta para la AE. $\alpha = \langle \alpha_D, \alpha_C, \alpha_B, \alpha_{PR} \rangle$, es determinado a juicio del experto que utilizará la fórmula y puede variar al considerar el entorno de datos donde se aplicará. Si se despejan los valores de X se obtiene la fórmula ampliada (ver fórmula 9).

$$AE = \left(\frac{D}{\max D} * \alpha_D + \frac{C}{\max C} * \alpha_C + \frac{B}{\max B} * \alpha_B + \frac{PR}{\max PR} * \alpha_{PR} \right) * 100 \quad (9)$$

Para el cálculo de la AE en un grafo $G(V, E)$ se define el siguiente algoritmo (tabla 1).

Tabla 1. Algoritmo para calcular la AE

Entradas	$V(G)$ donde cada nodo v_i tiene como atributos los valores de las métricas del vector X , arreglo de ponderaciones α
Salida	$V(G)$ con sus nodos v_i enriquecidos con el valor de su AE como atributo
Inicio 1) Inicializar $AE := 0$ 2) Para cada $v_i \in V(G)$ 2.1. $AE := \left(\frac{D}{\max D} * \alpha_D + \frac{C}{\max C} * \alpha_C + \frac{B}{\max B} * \alpha_B + \frac{PR}{\max PR} * \alpha_{PR} \right) * 100$ 2.2. $v_i.AE := AE$ 3) Fin para Retornar $V(G)$ Fin	

Fuente: elaboración propia.

Autoridad de reacción (AR)

Este algoritmo se basa en el criterio de que cuando alguien recibe un mensaje de otra persona que considera importante, le responde en el menor tiempo posible. Es decir, para que un usuario tenga autoridad sobre otro en la mensajería instantánea, debe recibir respuesta de sus mensajes en un intervalo de tiempo inmediato o corto, el cual se denotará con la letra I . El intervalo puede variar en dependencia del uso que hagan de la mensajería instantánea las personas analizadas, por lo que debe considerarse para su definición.

En dos usuarios u y v , la AR de un mensaje enviado por u a v (ARM_{uv}), en un instante de tiempo t_0 , se calcula al contabilizar el número de respuestas del mensaje

de u en un intervalo de tiempo que comprende desde t_0 hasta $t = t_0 + I$. A continuación, se muestra su fórmula (10) y el pseudocódigo del algoritmo desarrollado (ver tabla 2).

$$ARM_{uv} = \sum R_{vu} \quad (10)$$

Donde R_{vu} es una respuesta recibida, consistente en un mensaje donde v es el emisor, u es el receptor y la fecha del mensaje ($fecha_R$) se encuentra en el intervalo de tiempo ($t_0 < fecha_R < t_0 + I$).

Tabla 2. Pseudocódigo del algoritmo para calcular la AR de cada nodo de un grafo G

Entradas	Un grafo dirigido $G(V,E)$ donde cada elemento de E representa la relación "WRITES_TO" ($(v_{source}) - [WRITES_TO] \rightarrow (v_{target})$), un número entero (I) que representa el rango de tiempo en el cual se van a contar los mensajes de respuesta
Salida	Grafo $G(V,E)$ con sus nodos $V(G)$ enriquecidos con el valor de su AR como atributo
<p>Inicio</p> <ol style="list-style-type: none"> 1) $AR_u := 0$ 2) $listaVecinos := null$ 3) Para cada $u \in V(G)$ <ol style="list-style-type: none"> 3.1. $listaVecinos := u.obtenerVecinos$ 3.2. para cada $v \in listaVecinos$ <ol style="list-style-type: none"> 3.2.1. $SumaARL_{uv} += CalcularARL_{uv}(u, v, I)$ 3.3. Fin para 3.4. $AR_u := SumaARL_{uv} / listaVecinos.cantidad$ 3.5. $u.AR := AR_u$ 4) Fin para 5) NormalizarAR <p>Fin</p>	

Fuente: elaboración propia.

La AR de un usuario u sobre otro v consiste en el promedio de la ARM_{uv} de cada mensaje que ha enviado u a v . Esto se conoce como la autoridad de reacción local (ARL) de u sobre v (ARL_{uv}). A continuación, se muestra su fórmula (11) y el pseudocódigo del algoritmo desarrollado (ver tabla 3).

$$ARL_{uv} = \frac{\sum ARM_{uv}}{m} \quad (11)$$

Donde m es la cantidad de mensajes que u ha enviado a v .

Tabla 3. Pseudocódigo del algoritmo para calcular la ARL_{uv}

Entradas	Dos nodos vecinos u, v y un número entero (I) que representa el rango de tiempo en el cual se van a contar los mensajes de respuesta
Salida	ARL_{uv}
Inicio 1) $ARL_{uv} := 0$ 2) $listaEnviado := u.mensajesEnviados(v)$ 3) Para cada $m \in listaEnviado$ 3.1.1. $SumaARM_{uv} += CalcularARM_{uv}(m, I)$ 3.2. Fin para 4) $ARL_{uv} := SumaARM_{uv} / listaEnviado.cantidad$ 5) Retornar ARL_{uv} Retornar G Fin	

Fuente: elaboración propia.

La AR total de un usuario u (AR_u), se calcula al sumar todas sus ARL. A continuación, se muestra su fórmula (12) y el pseudocódigo del algoritmo desarrollado (ver tabla 4).

$$AR_u = \sum_{i=1}^n ARL_{ui} \quad (12)$$

Donde n es la cantidad de vecinos de u ; i es el vecino de u que se analiza en cada caso.

Tabla 4. Pseudocódigo del algoritmo para calcular la ARM_{uv}

Entradas	Arista m que representa un mensaje enviado por u a v y un número entero (I) que representa el rango de tiempo en el cual se van a contar los mensajes de respuesta.
Salida	ARM_{uv}
Descripción	Cuenta los mensajes desde v a u en el rango de tiempo especificado por I .
Inicio 1) $ARM_{uv} := 0$ 2) $listaMsg := m.receptor_v.mensajesEnviados(u)$ 3) Para cada $msg \in listaMsg$ 3.1. Si $m.fecha < msg.fecha < m.fecha + I$ 3.1.1. $respuestas ++$ 3.2. Fin para 4) Retornar $respuestas$ Fin	

Fuente: elaboración propia.

El último paso para calcular la AR es normalizar sus valores al utilizar la técnica Normalización por el mayor elemento y luego multiplicarlos por 100 para que se encuentren en el intervalo $[0,100]$ y puedan ser utilizados para calcular la Autoridad

Total (AT). A continuación, se muestra su fórmula (13) y el pseudocódigo del algoritmo desarrollado (ver tabla 5).

$$AR_{normalizada} = \frac{AR_u}{\max AR} * 100 \quad (13)$$

Tabla 5. Pseudocódigo del algoritmo para normalizar la AR de cada nodo de un grafo G

Entradas	Un grafo dirigido $G(V, E)$ donde cada nodo $V(G)$ tiene su AR calculada
Salida	Grafo $G(V, E)$ con la AR normalizada de cada nodo $V(G)$
Inicio 1) $\max AR := \text{Buscar la mayor AR}$ 2) Para cada $u \in V(G)$ 2.1. $AR_{normalizada} := (u.AR / \max AR) * 100$ 2.2. $u.AR := AR_{normalizada}$ 3) Fin para Fin	

Fuente: elaboración propia.

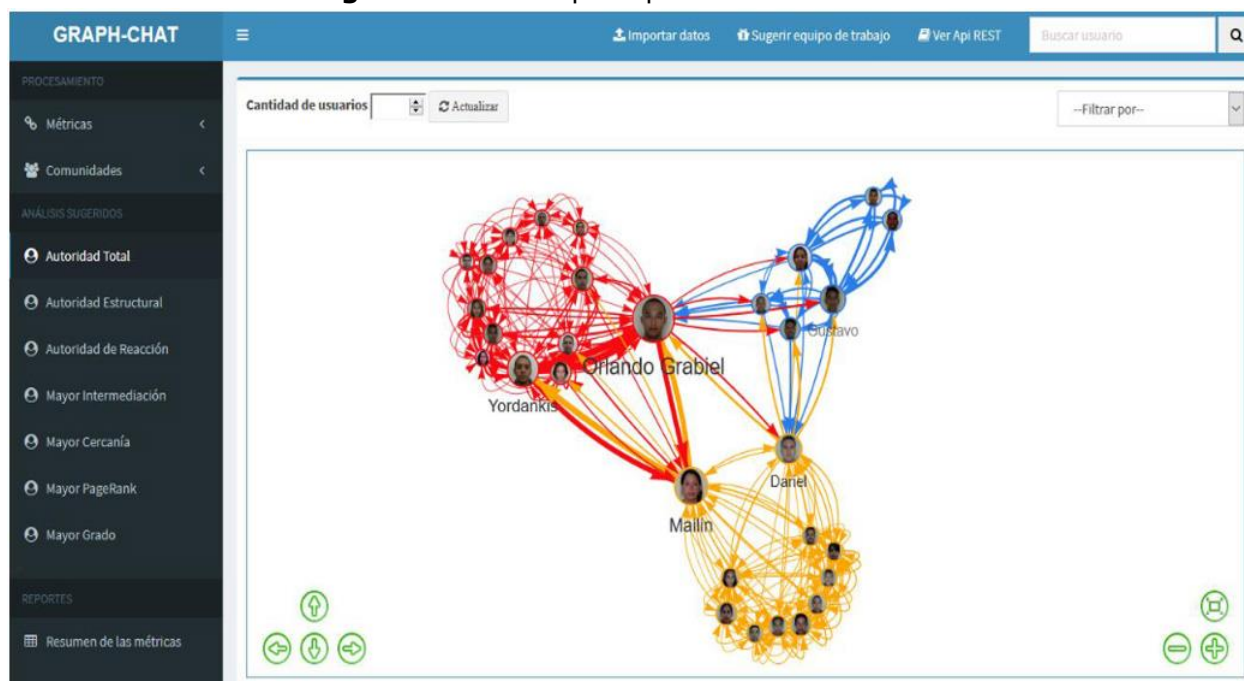
Caso de estudio para evaluar el funcionamiento del algoritmo desarrollado

Para comprobar los resultados se realizó un caso de estudio sobre 30 profesores de la Facultad 4 de la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI), ubicada en la provincia La Habana, en Cuba. El estudio consistió en representar en un grafo las relaciones que se establecen entre estas personas en la mensajería instantánea de la UCI. Después se calculó el valor de influencia de cada uno, al considerar el algoritmo de autoridad desarrollado en la investigación (autoridad total), el valor de autoridad que brinda el algoritmo HITS y el valor de influencia determinado a partir de la aplicación de un sociograma.

Finalmente, se determinó la correlación existente entre estos valores mediante los coeficientes de correlación de Pearson y Spearman, y se identificaron relaciones precisas entre ellos. De esta manera se puede evaluar el cumplimiento de la hipótesis de investigación, al poder comparar los resultados obtenidos en cada caso, entre el algoritmo desarrollado, el algoritmo HITS y un sociograma, al ser estos dos últimos técnicas asentadas. Se desea demostrar que el algoritmo desarrollado es válido para medir y analizar adecuadamente la autoridad e influencia que ejercen los usuarios en las redes sociales y profesionales.

Obtención de los datos y cálculo del valor de influencia

Para la representación del grafo y el cálculo de la AT se utilizó GRAPH-CHAT, una herramienta desarrollada por los autores para generar el grafo que representa la red social (Del Castillo, 2018) (ver figura 4).

Figura 4. Interfaz principal del cliente de GRAP-CHAT

Fuente: elaboración propia.

Los datos de entrada de la herramienta fueron obtenidos a partir de los historiales de conversación de los involucrados, con su previa autorización. El valor de autoridad de HITS se calculó con ayuda de la herramienta Gephi (Wajahat *et al.*, 2020), la cual se configuró para que se conectara a la base de datos de GRAP-CHAT y, de esta forma, se pudiera acceder al grafo. El sociograma aplicado a estas personas fue diseñado por un experto en sociología. La tabla 6 muestra los valores calculados por cada una de las métricas aplicadas y los algoritmos desarrollados en el estudio.

Tabla 6. Valores calculados de AT, AE, AR, Autoridad por medio del HITS e influencia por medio del sociograma para cada usuario

Usuario	Autoridad estructural	Autoridad de reacción	Autoridad total	HITS	Sociograma
1	30,83	0,00	15,42	34,29	22,34
2	30,45	0,00	15,22	31,26	20,21
3	36,90	0,00	18,45	36,45	26,60
4	42,76	47,63	45,19	21,58	52,13
5	63,09	21,70	42,39	75,13	48,94
6	37,36	0,00	18,68	76,37	26,60
7	42,76	67,09	54,92	21,58	62,77

Usuario	Autoridad estructural	Autoridad de reacción	Autoridad total	HITS	Sociograma
8	30,48	43,15	36,82	20,75	41,49
9	37,36	0,00	18,68	76,37	26,60
10	30,48	11,46	20,97	20,75	24,47
11	30,98	0,00	15,49	33,66	22,34
12	37,36	20,68	29,02	76,37	37,23
13	37,36	28,64	33,00	76,37	41,49
14	22,69	26,91	24,80	4,61	28,72
15	28,62	0,00	14,31	30,53	19,15
16	37,15	5,73	21,44	77,05	29,79
17	70,82	47,30	59,06	100,00	63,83
18	22,69	29,97	26,33	4,61	29,79
19	35,54	15,08	25,31	37,40	32,98
20	37,01	0,00	18,51	77,10	26,60
21	100,00	100,00	100,00	69,92	100,00
22	32,85	23,99	28,42	31,79	35,11
23	50,98	35,75	43,37	56,74	53,19
24	38,80	24,67	31,74	39,31	36,17
25	42,77	95,02	68,89	47,71	77,66
26	45,73	22,44	34,08	50,78	41,49
27	34,80	71,60	53,20	70,24	62,77
28	29,10	0,00	14,55	28,88	20,21
29	37,36	0,00	18,68	76,37	26,60
30	37,36	29,66	33,51	76,37	42,55

Fuente: elaboración propia.

Comparación de los valores calculados y análisis de los resultados

Para comparar los valores calculados se realizó un análisis de correlación, mediante la aplicación del paquete estadístico IBM SPSS Statistics 22, y se obtuvieron dos matrices. La primera matriz se muestra en la tabla 7, donde los valores representados son el Coeficiente de Pearson, entre cada par de variables. Asimismo, en la tabla 8 se visualizan los datos obtenidos luego de la aplicación del coeficiente de correlación de Spearman.

Tabla 7. Matriz que representa los valores de la correlación de Pearson

	Autoridad estructural	Autoridad de reacción	Autoridad total	HITS	Sociograma
Autoridad estructural		0,5551	0,7966	0,5097	0,7797
Autoridad de reacción	0,5551		0,9450	0,0380	0,9453
Autoridad total	0,7966	0,9450		0,2280	0,9936
HITS	0,5097	0,0380	0,2280		0,2767
Sociograma	0,7797	0,9453	0,9936	0,2767	

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de IBM SPSS Statistics 22.

Tabla 8. Matriz que representa los valores de la correlación de Spearman

	Autoridad estructural	Autoridad de reacción	Autoridad total	HITS	Sociograma
Autoridad estructural		0,4399	0,6931	0,5751	0,7284
Autoridad de reacción	0,4399		0,9347	-0,0966	0,9084
Autoridad total	0,6931	0,9347		0,1477	0,9866
HITS	0,5751	-0,0966	0,1477		0,2423
Sociograma	0,7284	0,9084	0,9866	0,2423	

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de IBM SPSS Statistics 22.

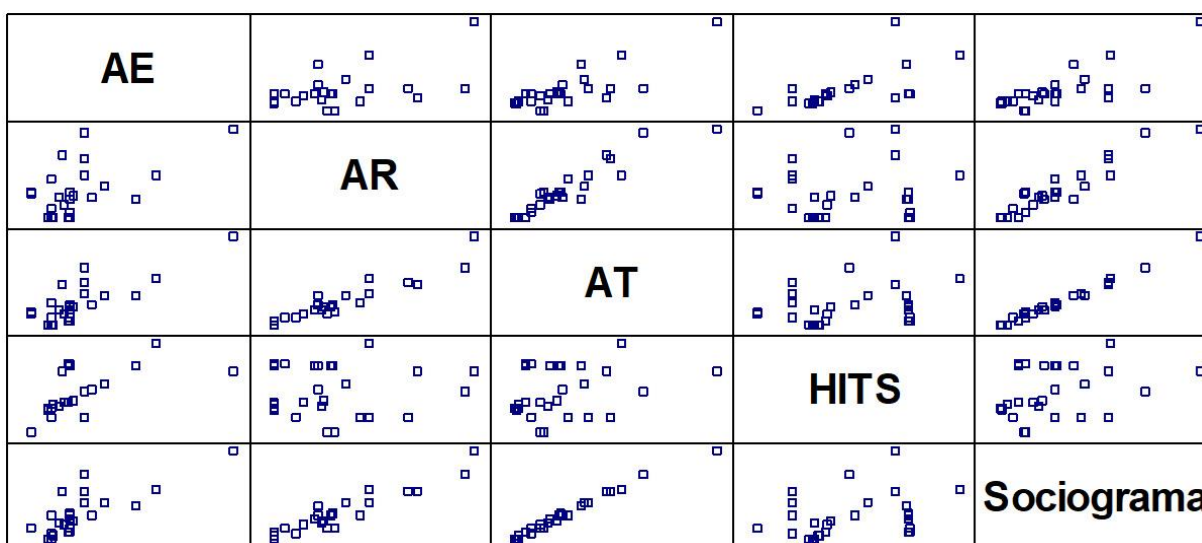
Cuando se analizaron los valores obtenidos de los coeficientes de correlación se observó que existe una relación relativamente débil entre la AT y la puntuación de autoridad que otorga el HITS ($r = 0.2280$ y $r_s = 0.1477$). Sin embargo, la relación entre la AE y la autoridad del HITS es moderadamente fuerte ($r = 0.5097$ y $r_s = 0.5751$). Esto se debe a que ambas métricas consideran solamente la estructura del grafo representativo de la red para calcularse. El HITS asigna su valor de autoridad a partir de las características de las relaciones existentes entre los nodos, mientras que la AE consiste en la combinación de las principales métricas de centralidad (Grado, Cercanía, Intermediación y PageRank) por lo que también tiene en cuenta la calidad y cantidad de los enlaces, además de la posición estratégica del nodo. Por otra parte, el HITS no analiza las reacciones que provocan los usuarios de la mensajería instantánea y es por eso que su correlación con la AR es casi nula ($r = 0.0380$ y $r_s = -0.0966$).

Otro aspecto que resaltó en el análisis fue la importante correlación existente entre el valor de influencia obtenido con el sociograma y la AT ($r = 0.9936$ y $r_s = 0.9866$) así como la débil correlación entre el sociograma con la autoridad del HITS

($r = 0.2767$ y $r_s = 0.2423$). El análisis permite determinar que, para llevar a cabo una adecuada medición y análisis de autoridad e influencia, se debe considerar la estructura del grafo que representa la red social y las interacciones que se producen entre los usuarios. Además, demuestra la pertinencia, la efectividad y la utilidad de la AT para identificar a los usuarios influyentes en la mensajería instantánea y su superioridad en este contexto sobre el algoritmo HITS.

Por último, en la figura 5 se muestran los análisis realizados por medio de diagramas de dispersión. De esta manera se aprecia de forma clara la relación lineal existente entre la AT y el sociograma, pues los puntos que grafican la correlación entre estas dos variables se agrupan y forman una recta. Asimismo, los puntos que grafican la correlación entre la AT y el HITS y entre el HITS y el sociograma aparecen dispersos, lo cual reafirma la existencia de una baja correlación y relación casi nula entre el conjunto de datos analizados. Lo anterior indica la pertinencia y validez del algoritmo desarrollado para medir la autoridad e influencia de los usuarios en este entorno.

Figura 5. Matriz de grafos de dispersión obtenidos para cada par de variables



Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de IBM SPSS Statistics 22.

Discusión

En esta investigación se desarrolló un algoritmo para la medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales, denominado autoridad total (AT), que se compone de dos algoritmos que permiten profundizar y caracterizar de una forma óptima la influencia social: el algoritmo de

autoridad estructural (AE) y el algoritmo de autoridad de reacción (AR). Estos fueron presentados a partir de pseudocódigos, para que la investigación pueda ser aplicable y reproducible en otros contextos donde las condiciones del entorno lo permitan.

Posteriormente, se aplicó un caso de estudio para evaluar el funcionamiento y validez del algoritmo desarrollado. Para esto, los resultados obtenidos fueron comparados con el algoritmo HITS y un sociograma (Hurtado *et al.*, 2018; Kanathey *et al.*, 2018). Ambas herramientas presentan una vasta documentación, son conocidas y ampliamente utilizadas en la actualidad. Para llevar a cabo la comparación de los resultados se emplearon técnicas estadísticas como la correlación de Pearson y la correlación de Spearman (Triola, 2009). Para el análisis de los datos obtenidos se utilizó el paquete estadístico IBM SPSS Statistics, en su versión 22. El empleo de ambos coeficientes de correlación evidenció resultados estadísticamente significativos a favor del algoritmo desarrollado.

Los resultados obtenidos constatan el cumplimiento de la hipótesis de investigación planteada, al demostrar que el algoritmo desarrollado AT es válido para medir y analizar adecuadamente la autoridad e influencia que ejercen los usuarios en las redes sociales y profesionales. Este podrá ser utilizado para apoyar la toma de decisiones organizacionales, en relación con la medición de la influencia social, el análisis de la interacción de las personas en las redes formales e informales, así como en el cálculo de la autoridad que ejercen determinados individuos.

El análisis de estos aspectos es considerado de gran importancia en un contexto actual, el cual está regido por la sociedad del conocimiento (SC), el internet y la cuarta revolución industrial, en donde la información y su empleo para la toma de decisiones adquiere un valor muy elevado (Jennex, 2017; Philbeck y Davis, 2018; Schwab, 2017); sin embargo, Jayles *et al.* (2020) advierten que en esta SC en la que se generan continuamente grandes cantidades de datos, no toda la información que se difunde es correcta, lo que puede afectar la sabiduría colectiva y el clima organizacional. Debido a lo anterior, es importante que las organizaciones se apropien de herramientas para un adecuado análisis y procesamiento de los niveles de influencia social.

Asimismo, como refieren Ryu y Han (2021), el análisis de la influencia social no solo tiene una connotación positiva sobre la información existente en el entorno y su empleo para tomar decisiones adecuadas que impacten en las organizaciones, sino que ha aumentado la influencia política y el valor económico de los sistemas de las redes sociales. Esto se debe a la necesidad que tiene la sociedad de tener un control de los líderes de opinión, así como de influir en las decisiones de las personas, conocer sus preferencias y prever sucesos, a partir de la influencia social ejercida por estos líderes (Zhang y Gong, 2021).

Diversos autores dan mérito a investigaciones en este campo de aplicación y reconocen su importancia en el continuo estudio de las relaciones humanas y en el mejoramiento del comportamiento de las organizaciones. Es el caso de Mahmoodi *et al.* (2018), quienes afirman que las personas buscan mejorar sus decisiones a través de la interacción social, en la cual obtienen consejos y otros puntos de vista que son aplicados posteriormente en su vida diaria. El caso de estudio analizado corresponde a un colectivo de docentes investigadores de la UCI, en donde su interacción se lleva a cabo en torno a sus relaciones formales y a la necesidad de colaborar para tener un desempeño profesional superior (Del Castillo, 2018).

Por otro lado, Peng *et al.* (2017) advierten la necesidad de analizar la influencia social que ejerce un usuario influyente sobre otro en las redes sociales móviles, tanto de manera directa como indirecta. Esto se debe a la evolución acelerada de las tecnologías y las plataformas web digitales, que imponen nuevas tendencias y modelos de predicción. No obstante, en su análisis se detectan nuevas complejidades, como la necesidad de desarrollar modelos de influencia social para plataformas con estas características (Kanathey *et al.*, 2018).

Para Flache *et al.* (2017) la influencia social reduce las diferencias que existen entre las personas. Debido a lo anterior, se hace necesaria la creación continua de modelos que permitan comprender por qué y en qué condiciones puede coexistir una influencia entre las personas, aun en condiciones donde la diversidad de actitudes, creencias y comportamientos sea muy diferente. En este sentido, los autores consultados exploran los posibles efectos de las redes sociales en la polarización continua que sufre la sociedad.

En el contexto de la investigación, los *influencers* constituyen un elemento clave en la propagación de la información, en la generación de niveles de autoridad y en la influencia social (De Veirman, Cauberghe y Hudders, 2017). Sus principios de comportamiento como ente social fueron considerados en el desarrollo del algoritmo de AT. Se han desarrollado investigaciones disímiles en donde se reconocen a estos actores como brókeres de información y líderes de opinión (Delbaere, Michael y Phillips, 2021). Además, algunos investigadores sugieren que la singularidad y la originalidad de estos individuos constituyen elementos determinantes para que un usuario sea reconocido como un líder de opinión (Casaló, Flavián y Ibáñez-Sánchez, 2018; Oliveira, García y Vivacqua, 2021).

Por otro lado, Ryu y Han (2021) aseguran que en los últimos años los *influencers* han llamado la atención, no solo porque influyen en el comportamiento de las personas, sino también en las decisiones que estas toman y en su formación de opinión. Por esto, los autores consideran que su reputación es lo que los hace acreedores a esta influencia, determinada por cuatro de dimensiones distintivas:

autenticidad, influencia, habilidades de comunicación y experiencia. Casaló *et al.* (2018) coincidieron con algunas de estas dimensiones anteriormente. Además, Xiao *et al.* (2018) incorporan la credibilidad como otro factor distintivo de estos individuos y coinciden con la necesidad de la existencia de una influencia social elevada.

Todos los hallazgos presentados y los aspectos discutidos en esta sección formaron parte de las bases teóricas, los fundamentos científicos y los elementos prácticos considerados en el desarrollo de la investigación y del algoritmo para una mayor aplicabilidad y pertinencia. La discusión y comparación de posiciones de autores relevantes e investigaciones actualizadas en el área de conocimiento favorecieron una contextualización óptima del fenómeno analizado.

Conclusiones

Luego de realizar la investigación, se concluye que para llevar a cabo una adecuada medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales, por medio de la representación en grafos, se debe considerar el análisis de la AT, resultado de la suma de la AE y de la AR. Además, deben conocerse los niveles de influencia que poseen los trabajadores de las organizaciones en una red informal de interacción social, como la mensajería instantánea, que posibilita la identificación de los usuarios más populares, los más seguidos, los posibles líderes de distintos grupos sociales existentes, los que constituyen el puente en la comunicación entre esos grupos y los que son clave para difundir cualquier información de manera rápida.

Lo anterior permitiría a cualquier organización apoyar sus decisiones para el cumplimiento de sus objetivos, así como un mejor comportamiento organizacional y control adecuado de las tendencias. En este sentido, el algoritmo desarrollado permite identificar quién influye a quién, quién es influenciado y quiénes son las personas más influyentes, lo que evidencia y valida el caso de estudio presentado, donde se demuestra el cumplimiento de la hipótesis de investigación.

La limitación principal del estudio es el escenario de aplicación, el cual utiliza una muestra que no es representativa de la población, por lo que los resultados obtenidos no pueden ser generalizables. No obstante, la investigación puede ser empleada como referente actualizado en el análisis del fenómeno de la autoridad e influencia social. Asimismo, los resultados pueden aplicarse en condiciones similares para evaluar, medir y analizar la autoridad e influencia que ejercen los usuarios en las redes sociales y profesionales.

Los trabajos futuros en esta área de conocimiento y aplicación deben centrarse

en desarrollar nuevos métodos que midan, desde diferentes perspectivas y de forma más completa, la influencia social de los usuarios. Algunos de los que caracterizan la influencia son la coherencia, la empatía, la reciprocidad, la escasez y la aprobación social, que tienen origen en la psicología y la sociología. De igual manera, se recomienda el uso del algoritmo desarrollado en grandes conjuntos de datos para evaluar su factibilidad y aplicabilidad para la toma de decisiones, en relación con el análisis de la autoridad e influencia de los usuarios.

Referencias

- Alvarado López, R. A. (2021). Política pública para la apropiación de las TIC en organizaciones en México: el caso del Prosoft. *Paakat: Revista de Tecnología y Sociedad*, 11(20). <http://dx.doi.org/10.32870/Pk.a11n20.577>
- Andújar-Vaca, A. & Cruz-Martínez, M. S. (2017). Mobile instant messaging: WhatsApp and its potential to develop oral skills. *Comunicar. Media Education Research Journal*, 25(1). <https://doi.org/10.3916/C50-2017-04>
- Bellver, J. A. y Martínez, F. G. (2012). *Nuevos métodos de valoración. Modelos Multicriterio*. Valencia: Universitat Politècnica de Valencia. <https://riunet.upv.es/handle/10251/19181>
- Casaló, L. V.; Flavián, C. & Ibáñez-Sánchez, S. (2018). Influencers on Instagram: Antecedents and consequences of opinion leadership. *Journal of Business Research*, 117, 510-519. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.07.005>
- Colomo, A. R. (2017). *El nacimiento de un nuevo marketing: Influencers en España año 2017; cambios de hábito de consumo en España entre hombres y mujeres influenciados a través de las redes sociales*. España: Universidad de Valladolid. <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/24861>
- Das, R.; Kamruzzaman, J. & Karmakar, G. (2019). Opinion formation in online social networks: Exploiting predisposition, interaction, and credibility. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 6(3), 554-566. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8715416>
- Delbaere, M.; Michael, B. & Phillips, B. J. (2021). Social media influencers: A route to brand engagement for their followers. *Psychology & Marketing*, 38(1), 101-112. <https://doi.org/10.1002/mar.21419>
- Del Castillo, D. C. L. (2018). *Métrica de autoridad para determinar el nivel de influencia de las personas en las organizaciones teniendo en cuenta su interacción en redes de mensajería instantánea* (tesis de maestría). La Habana: Universidad de las Ciencias Informáticas. <https://repositorio.uci.cu/handle/123456789/7999>
- Del Prete, A. y Pantoja, S. R. (2020). Las redes sociales virtuales: Espacios de socialización y definición de identidad. *Psicoperspectivas*, 19(1), 86-96. <http://dx.doi.org/10.5027/psicoperspectivas-vol19-issue1-fulltext-1834>
- De Veirman, M.; Cauberghe, V. & Hudders, L. (2017). Marketing through Instagram influencers: the impact of number of followers and product divergence on brand attitude. *International journal of advertising*, 36(5), 798-828. <https://doi.org/10.1080/02650487.2017.1348035>
- Flache, A.; Mäs, M.; Feliciani, T.; Chattoe-Brown, E.; Deffuant, G.; Huet, S. & Lorenz, J.

- (2017). Models of social influence: Towards the next frontiers. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 20(4). <https://doi.org/10.18564/jasss.3521>
- Giacomucci, S. (2020). Addiction, traumatic loss, and guilt: A case study resolving grief through psychodrama and sociometric connections. *The Arts in Psychotherapy*, 67, 1-23. <https://doi.org/10.1016/j.aip.2019.101627>
- Gil-Quintana, J.; Malvasi, V.; Castillo-Abdul, B. & Romero-Rodríguez, L. M. (2020). Learning Leaders: Teachers or Youtubers? Participatory Culture and STEM Competencies in Italian Secondary School Students. *Sustainability*, 12(18), 1-18. <https://doi.org/10.3390/su12187466>
- Gil-Quintana, J.; Santoveña-Casal, S. & Riaño, E. R. (2021). Realfooders Influencers on Instagram: From Followers to Consumers. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(4), 1-16. <https://doi.org/10.3390/ijerph18041624>
- Guan, J.; Li, Y.; Xing, L.; Li, Y. & Liang, G. (2020). Closeness centrality for similarity-weight network and its application to measuring industrial sectors' position on the Global Value Chain. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 541, 1-19. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123337>
- Huang, M.; Wang, Z. & Chen, T. (2019). Analysis on the theory and practice of industrial symbiosis based on bibliometrics and social network analysis. *Journal of cleaner production*, 213, 956-967. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.12.131>
- Hurtado, C. U.; Leiva, V. L. y Villalobos, J. P. C. (2018). El uso de sociogramas en la escuela para la mejora de la convivencia: un estudio en escuelas chilenas. *Perfiles educativos*, 40(160), 83-100. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-26982018000200083
- Jayles, B.; Escobedo, R.; Cezera, S.; Blanchet, A.; Kameda, T.; Sire, C. & Theraulaz, G. (2020). The impact of incorrect social information on collective wisdom in human groups. *Journal of the Royal Society Interface*, 17(170). <https://doi.org/10.1098/rsif.2020.0496>
- Jennex, M. E. (2017). Big data, the internet of things, and the revised knowledge pyramid. *ACM SIGMIS Database: the DATABASE for Advances in Information Systems*, 48(4), 69-79. <https://doi.org/10.1145/3158421.3158427>
- Kanathay, K.; Thakur, R. S. & Jaloree, S. (2018). Ranking of web pages using aggregation of page rank and hits algorithm. *International Journal of Advanced Studies in Computers, Science and Engineering*, 7(2), 17-22. <https://search.proquest.com/openview/2ec613ee6c618e599d3e3771f8fe31e5/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2028729>
- Kim, J. & Hastak, M. (2018). Social network analysis: Characteristics of online social networks after a disaster. *International Journal of Information Management*, 38(1), 86-96. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.08.003>
- Mahmoodi, A.; Bahrami, B. & Mehring, C. (2018). Reciprocity of social influence. *Nature communications*, 9(1), 1-9. <https://www.nature.com/articles/s41467-018-04925-y>
- McCraty, R. (2017). New frontiers in heart rate variability and social coherence research: techniques, technologies, and implications for improving group dynamics and outcomes. *Frontiers in public health*, 5. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2017.00267>
- Oliveira, C.; García, A. C. B. & Vivacqua, A. S. (2021). The cost structure of influencers' posts: the risk of losing followers. *Personal and Ubiquitous Computing*, 1-22. <https://doi.org/10.1007/s00779-020-01502-3>
- Peng, S.; Yang, A.; Cao, L.; Yu, S. & Xie, D. (2017). Social influence modeling using

- information theory in mobile social networks. *Information Sciences*, 379, 146-159. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.08.023>
- Philbeck, T. & Davis, N. (2018). The fourth industrial revolution. *Journal of International Affairs*, 72(1), 17-22. <https://www.jstor.org/stable/26588339>
- Pérez, J. F. R. (2016). *Modelo para la selección de equipos de trabajo quirúrgico en sistemas de información en salud aplicando técnicas de inteligencia organizacional* (tesis de doctorado). La Habana: Universidad de las Ciencias Informáticas. <https://repositorio.uci.cu/handle/123456789/7161>
- Pérez, J. F. R.; López-Torres, V. G. & Morejón-Valdés, M. (2021). Information and Communication Technologies as a competitive performance factor in provider institutions of medical services in Ensenada, Baja California. *Journal of Administrative Science*, 2(4), 31-37. <https://doi.org/10.29057/jas.v2i4.6750>
- Pérez, J. F. R.; Vázquez, M. L.; Valdés, M. M. y Fajardo, D. O. (2016). Modelo computacional para la recomendación de equipos de trabajo quirúrgico combinando técnicas de inteligencia organizacional. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 10(4), 28-42. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2227-18992016000400003
- Riquelme, F.; González-Cantergiani, P.; Molinero, X. & Serna, M. (2018). Centrality measure in social networks based on linear threshold model. *Knowledge-Based Systems*, 140, 92-102. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.10.029>
- Ryu, E. A. & Han, E. K. (2021). Social Media Influencer's Reputation: Developing and Validating a Multidimensional Scale. *Sustainability*, 13(2), 2-18. <https://doi.org/10.3390/su13020631>
- Sadri, A. M.; Ukkusuri, S. V. & Ahmed, M. A. (2021). Review of social influence in crisis communications and evacuation decision-making. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 9, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.trip.2021.100325>
- Saggu, A. K. & Sinha, A. (2020). Social Influence Analysis for Information Diffusion in Complex Commercial Network. *International Journal of Knowledge and Systems Science (IJKSS)*, 11(1), 22-59. <https://doi.org/10.4018/IJKSS.2020010102>
- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. New York: Crown Business.
- Sewall, C. J.; Bear, T. M.; Merranko, J. & Rosen, D. (2020). How psychosocial well-being and usage amount predict inaccuracies in retrospective estimates of digital technology use. *Mobile Media & Communication*, 8(3), 379-399. <https://doi.org/10.1177/2050157920902830>
- Sun, Z.; Lin, C. H.; Wu, M.; Zhou, J. & Luo, L. (2018). A tale of two communication tools: Discussion-forum and mobile instant-messaging apps in collaborative learning. *British Journal of Educational Technology*, 49(2), 248-261. <https://doi.org/10.1111/bjet.12571>
- Tortosa, L.; Vicent, J. F. & Yeghikyan, G. (2021). An algorithm for ranking the nodes of multiplex networks with data based on the PageRank concept. *Applied Mathematics and Computation*, 392. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125676>
- Triola, M. F. (2009). *Estadística*. México: Pearson Educación. <https://www.uv.mx/rmipe/files/2015/09/Estadistica.pdf>
- Tuğal, İ. & Karçı, A. (2019). Comparisons of Karçı and Shannon entropies and their effects on centrality of social networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 523. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.02.026>
- Wajahat, A.; Nazir, A.; Akhtar, F.; Qureshi, S.; Razaque, F. & Shakeel, A. (2020). *Interactively visualize and analyze social network Gephi*. In 3rd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET). Pakistan: IEEE.

<https://doi.org/10.1109/iCoMET48670.2020.9073812>

- Xiao, M.; Wang, R. & Chan-Olmsted, S. (2018). Factors affecting YouTube influencer marketing credibility: a heuristic-systematic model. *Journal of media business studies*, 15(3), 188-213. <https://doi.org/10.1080/16522354.2018.1501146>
- Zhang, H. & Gong, X. (2021). Leaders that bind: the role of network position and network density in opinion leaders' responsiveness to social influence. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*. <https://doi.org/10.1108/APJML-03-2020-0126>
- Zhao, H.; Xu, X.; Song, Y.; Lee, D. L.; Chen, Z. & Gao, H. (2018). Ranking users in social networks with higher-order structures. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 32(1), 232-239. <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/11287>

Este artículo es de acceso abierto. Los usuarios pueden leer, descargar, distribuir, imprimir y enlazar al texto completo, siempre y cuando sea sin fines de lucro y se cite la fuente.

CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO:

Ramírez Pérez, J. F.; López del Castillo, D. C. y Morejón Valdés, M. (2021). Algoritmo para la medición y análisis de la autoridad e influencia de los usuarios en las redes sociales y profesionales. *Paakat: Revista de Tecnología y Sociedad*, 11(21). <http://dx.doi.org/10.32870/Pk.a11n21.598>

* Ingeniero en Ciencias Informáticas por la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) de La Habana, Cuba. Investigador agregado y profesor auxiliar por la UCI. Se desempeñó como líder científico del Grupo de Investigación de Informática en Salud, jefe del Departamento de Desarrollo de Aplicaciones y jefe del Laboratorio de Imágenes Médicas del Centro de Informática Médica de la UCI en el período de octubre de 2014 a enero de 2020. Tiene once años de experiencia en el análisis, desarrollo y gestión de equipos de desarrollo de *software* en el área de la informática médica, así como en la investigación en las áreas de competitividad, gestión del conocimiento, informática médica y tecnologías de la información. Actualmente se encuentra en la Universidad Autónoma de Baja California, México, como parte de su formación postdoctoral. Correo electrónico: jframirez870914@gmail.com

** Ingeniero en Ciencias Informáticas por la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) de La Habana, Cuba. Máster en Informática Avanzada por la Universidad de las Ciencias Informáticas en 2018 y profesor asistente en la misma universidad. Es profesor de bases de datos y de ingeniería de *software*. Sus principales líneas de investigación la constituyen el análisis de redes sociales y el desarrollo de *software*. Correo electrónico: dcorchado@uci.cu

*** Ingeniera en Ciencias Informáticas por la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) de La Habana, Cuba. Tiene nueve años de experiencia en el desarrollo de *software* de gestión. Se desempeñó como líder de proyectos informáticos en la Universidad de las Ciencias Informáticas. Formó parte de equipos de desarrollo de *software* para la Aduana General de la República de Cuba y para el sector de salud. Se especializó en el área de gestión de proyectos informáticos. Actualmente radica en la Universidad Autónoma de Baja California, en México. Correo electrónico: maylemv@gmail.co