

Descubriendo estructuras de comunidades en la red de #StopHateForProfit: un análisis de redes sociales

Mirelys Puerta-Díaz*

Daniel Martínez-Ávila**

María Antonia Ovalle-Perandones***

Artículo recibido:
10 de marzo de 2024
Artículo aceptado:
12 de junio de 2024

Artículo de investigación

RESUMEN

La campaña de boicot contra Facebook #StopHateForProfit, lanzada en junio de 2020, emerge como un fenómeno clave en la lucha contra el discurso de odio en las redes sociales. Este estudio aborda la detección y caracterización de comunidades en la campaña #StopHateForProfit, empleando enfoques teóricos y metodológicos de análisis de redes sociales (ARS) y de procesamiento del lenguaje natural (PLN) para examinar la estructura social

* Departamento de Ciência da Informação, Faculdade de Filosofia e Ciências, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (UNESP), Brasil
mirelyspuertadiaz@gmail.com

** Departamento de Biblioteconomía y Documentación, Facultad de Filosofía y Letras, Universidad de León, España
dmarta@unileon.es

*** Departamento de Biblioteconomía y Documentación, Facultad de Ciencias de la Documentación, Universidad Complutense de Madrid, España
maovalle@uclm.es

de la campaña en Twitter (actual X). Se emplea el programa Gephi para la detección de comunidades, utilizando medidas de centralidad, modularidad, componentes conectados y coeficiente de agrupamiento. El análisis revela una red compleja y cohesionada, formada por 5 556 comunidades con una alta modularidad, lo cual señaló densas interacciones internas. Se identificaron los actores fuerte y débilmente conectados en las comunidades indicando las relaciones más estrechas y directas. La clasificación de actores según su posición proporciona características sobre la influencia de nodos y la cohesión en la red. Este acercamiento interdisciplinario contribuye a la comprensión de la diversidad de enfoques dentro de #StopHateForProfit y destaca su relevancia en la participación masiva e impacto. El análisis de las comunidades revela una colaboración efectiva entre actores, evidenciando la integralidad de la estrategia coordinada para contrarrestar el discurso de odio.

Palabras clave: #StopHateForProfit; Discurso de odio; Análisis de redes sociales; Detección de comunidades

Discovering Structures of Communities in the #StopHateForProfit Network: A Social Network Analysis

Mirelys Puerta-Díaz, Daniel Martínez-Ávila and María Antonia Ovalle-Perandones

ABSTRACT

The boycott campaign against Facebook #StopHateForProfit, launched in June 2020, emerged as a key phenomenon in the fight against hate speech on social media. This study addresses the detection and characterization of communities in the #StopHateForProfit campaign, employing theoretical and methodological approaches from Social Network Analysis (SNA) and Natural Language Processing (NLP) to examine the social structure of the campaign on Twitter (now X). We used the software Gephi for community detection, employing centrality, modularity, connected components, and clustering coefficient measures. The analysis disclosed a complex and cohesive network composed of 5,556 communities with a high modularity that indicated dense internal interactions. We identified the strongest and weakest connected actors in the communities, which hinted at the closest and

most direct relationships. The classification of actors according to their position provided insight into node influence and cohesion in the network. This interdisciplinary line of action contributes to understanding the diversity of approaches within the #StopHateForProfit campaign, highlighting its relevance regarding mass participation and impact. The analysis of communities revealed an effective collaboration among actors, demonstrating the comprehensiveness of the coordinated strategy to counter hate speech.

Keywords: #StopHateForProfit; Hate Speech; Social Network Analysis; Communities Detection

INTRODUCCIÓN

En los últimos años se ha sido testigo del surgimiento de extremismos políticos y polarización en el uso de herramientas en línea y sitios de redes sociales, pero también de una participación masiva de la sociedad en fenómenos como la lucha contra el discurso de odio y la desinformación. Estos movimientos sociales en línea han utilizado sitios como X (anteriormente conocido como Twitter y referido en el presente artículo con esta denominación) como plataforma para el desarrollo de su acción social o política. En este sentido, la comunidad científica ha resaltado su condición de escenario capaz de contribuir a la construcción de marcos explicativos y generadores de la realidad que nos rodea (Baggiolini y Castro Rojas, 2016; Martínez Martínez, 2017; Laudano, 2019). A este respecto, Laudano (2019) argumenta que X es, a día de hoy, un claro ambiente de movilización social donde, sin necesidad de planificaciones estratégicas previas o intermediarios (*gatekeepers* tradicionales), las personas interactúan libremente creando identidades y tejiendo comunidades (Orbegozo Terradillos, Morales i Grass y Larrondo Ureta, 2019; Baggiolini y Castro Rojas, 2016) y que destaca por su capacidad para poner en valor las principales estrategias de la comunicación digital, como la convergencia, el relato transmedia, la viralización y la gestión de contenidos.

La campaña #StopHateForProfit, que podría traducirse al español como ‘Detener el odio con fines de lucro’, es un ejemplo paradigmático de este tipo de movilización en sitios de redes sociales en X. Fue lanzada en junio de 2020 con el objetivo de presionar a los anunciantes de Facebook a retirar sus anuncios de la plataforma de Mark Zuckerberg, en protesta contra la propagación acelerada de

manifestaciones de odio en la misma. El boicot representó un desafío clave para los CEO de Facebook, lo cual marcó un hito en el activismo digital y en la responsabilidad social corporativa (ADL, 2020).

Desde su lanzamiento, la campaña ha inspirado un extenso cuerpo de literatura científica en diversos campos de estudio que abordan temas como el activismo y los movimientos sociales (Benyshek, 2020; Nartey, 2022; Mwencha y Njuguna, 2023), la responsabilidad social corporativa (RSC) (Eilert y Cherup, 2020; Olkkonen y Morsing, 2023), la cultura de la cancelación y la regulación de contenidos en línea (Pauncefort, 2021) o el empleo de métodos mixtos para su abordaje con perspectiva transdisciplinar (Puerta-Díaz, 2022a). Junto a este caso paradigmático, también deben mencionarse otras campañas en español como #Niunamenos, los usados en el caso de La Manada y #Abortolegal, entre otros (Orbegozo Terradillos, Morales i Grass y Larrondo Ureta, 2019; Laudano, 2019; 2023; Laudano, Aracri y Kratje, 2022).

Para profundizar en cómo se estructuran y funcionan estas dinámicas es crucial analizar las comunidades formadas en torno a la campaña. Según Freeman (2011), una comunidad en una red social se define como un subgrafo local densamente conectado dentro de una red más amplia. La detección de comunidades en redes sociales ha adquirido prominencia en la ciencia de redes moderna (Fortunato y Hric, 2016). La tarea de identificar comunidades en redes es verdaderamente interdisciplinaria y, como tal, “se conoce con diferentes denominaciones en la literatura, tales como detección de comunidades, descubrimiento de comunidades y agrupación, entre otros términos” (Menczer, Fortunato y Davis, 2020: 151). La obra de Newman (2006) propone un enfoque espectroscópico para la detección de comunidades que demuestra su eficacia en varios conjuntos de datos de redes. Además, Fortunato (2010) ofrece una visión detallada de su detección en grafos, resaltando la relevancia de este problema en disciplinas como la sociología, la biología y las ciencias de la computación. Los autores citados indican además la importancia de la búsqueda de métodos efectivos, como el algoritmo Louvain o el algoritmo Leiden, que han sido fundamentales para entender la estructura de redes complejas (Traag, Waltman y Van Eck, 2019). De igual manera, también destacamos los estudios sobre modularidad (Newman y Girvan, 2004; Newman, 2006), la cual ha sido utilizada para comparar la calidad de las comunidades obtenidas por diferentes métodos y como función que objetiva ser optimizada (Blondel *et al.*, 2008: 3).

Las comunidades sociales pueden ejercer una influencia significativa en la opinión pública, por tanto, dada la importancia de estos grupos de nodos (actores) para entender las funciones que desempeñan en una red, resulta crucial poder detectar las comunidades en una campaña de boicot como la de #StopHateforProfit. Este nivel de análisis permite clasificar el rol desempeñado por los actores según la posición que ocupan en las comunidades de la red.

La campaña objeto de análisis en el presente estudio, liderada por una coalición diversa, atrajo no solo a grandes corporaciones, sino también a pequeñas empresas, organizaciones sin ánimo de lucro, figuras públicas y grupos enfocados a la justicia social. La pregunta de investigación, por lo tanto, es la siguiente: ¿De qué manera pueden métodos de análisis de redes sociales (ARS) contribuir a la detección de comunidades y del comportamiento de sus principales actores en una campaña en sitios de redes sociales como la de #StopHateforProfit? En este sentido, pensamos que este estudio representa una oportunidad única de analizar retrospectivamente la estructura social de la campaña para la detección de comunidades y de sus principales autores, describir la topología de las redes, caracterizar los tipos de vínculos presentes, así como delinear cuali-cuantitativamente los perfiles de los actores influyentes que la integran, cubriendo así un vacío en el estudio de Puerta-Díaz (2022a), el cual constituye un antecedente directo sobre el estudio de esta campaña.

Al valorar la complejidad e interdisciplinariedad de este tipo de análisis, considerado por Menczer, Fortunato y Davis (2020: 151) como una tarea de clasificación no supervisada o *unsupervised classification task*, y aprovechando los avances en métodos de detección de comunidades, el presente trabajo se suma a un cuerpo de estudio sobre campañas de activismo en línea y propone la aplicación de técnicas de detección de comunidades en ARS para la identificación de patrones en la formación de estructuras generadas a partir de las discusiones en línea. De este modo, buscamos ofrecer una perspectiva de análisis sobre los patrones de interconexión del debate generado por la campaña en la plataforma X. La brecha temporal entre el periodo analizado y la actualidad se justifica por el plazo de madurez necesario para la interpretación de los datos de la campaña una vez esta ya ha alcanzado un periodo de estabilidad.

METODOLOGÍA

Para el estudio empleamos tanto análisis de redes sociales (ARS) como técnicas del procesamiento del lenguaje natural (PLN). La elección de incorporar PLN en la fase de extracción y limpieza de datos se debe al volumen masivo de información generado en esta plataforma, la complejidad sintáctica de los datos y la especificidad del lenguaje analizado (Temesio Vizoso, 2018: 76). Por tanto, las técnicas de PLN constituyen una herramienta esencial para su procesamiento.

El método de ARS en este estudio se utiliza para examinar la estructura social de la campaña, pues identifica patrones de relación entre actores clave (Wasserman y Faust, 2012) en las comunidades. El análisis de la red a partir de sus nodos permite distinguir cuáles son los individuos, empresas y organizaciones

clave de la red, la naturaleza de las relaciones y su rol en la campaña (Fresno García, Daly y Segado Sánchez-Cabezudo, 2016: 31).

La identificación de las comunidades en línea de la campaña se basó en el análisis del uso de la etiqueta o *hashtag* –cadena de caracteres precedida por el símbolo de la almohadilla que es utilizada en sitios de redes sociales para agrupar mensajes– #StopHateForProfit. Esta estrategia metodológica presenta varias ventajas. Según Chang (2010), los *hashtags* son herramientas eficaces para agrupar y encontrar tuits sobre un tema específico, lo que facilita la identificación y el seguimiento de conversaciones relacionadas con una campaña. En el contexto del boicot #StopHateForProfit, el *hashtag* permitió a los investigadores rastrear la participación y analizar el modo en que las comunidades se organizaron y movilizaron en torno a la causa.

Si bien Zulli (2020) confirma que los *hashtags* juegan un papel central en la difusión y amplificación del mensaje del boicot, es importante también reconocer las limitaciones de esta metodología. Como menciona Simpson (2018), aunque el activismo en línea puede percibirse como de bajo impacto –también llamado *slacktivism*–, el uso de *hashtags* puede no siempre reflejar una participación activista genuina. Wonneberger, Hellsten y Jacobs (2020) señalan que los estudios sobre *hashtag activism* deben considerar cómo los actores se posicionan en el debate en línea, pues además existe la posibilidad de *hashtag hijacking* donde el uso del *hashtag* puede ser motivado por el deseo de aumentar la visibilidad de una noticia o la participación del público en lugar de una acción de activismo auténtica (Dobrin, 2020). El reconocimiento de esta limitación es relevante para el presente estudio ya que no todos los usuarios de #StopHateForProfit podrían haber estado conscientemente involucrados en la lucha contra el discurso del odio. Sin embargo, un estudio cualitativo de la historia y posición política de los actores en la red permite arrojar luz sobre la naturaleza e intención de su participación en la campaña.

Fuente de datos, procedimientos y herramientas de recolecta

Para obtener los datos identificados con el *hashtag* realizamos una consulta a la Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) de Twitter mediante la herramienta RStudio, usando el “paquete twitteR” (Gentry, 2015). La recuperación de los registros mediante el script en R se basó en dos filtros: el *hashtag* específico (#StopHateForProfit) y el periodo de tiempo entre el 25 y el 26 de junio de 2020. Esta tarea comenzó el 27 de junio de 2020 y se repitió de manera iterativa ajustando las fechas de inicio y fin hasta el 6 de agosto de 2020, adaptándose automáticamente a las restricciones de velocidad de la API. Los datos capturados y organizados en formato .json con el programa R se exportaron en formato de

valores separados por comas (.csv) para su subsiguiente procesamiento y limpieza en Microsoft Excel (Puerta-Díaz, 2022b) y creación de relaciones en Microsoft Access.

Procesamiento de datos para la obtención de la matriz de relaciones

Para la creación de la matriz de relaciones de la red #StopHateForProfit efectuamos un proceso semiautomatizado de limpieza con el programa Microsoft Excel, dejando en una primera columna el emisor del tuit y a continuación, en las siguientes columnas, los otros actores utilizando el Asistente para convertir texto en columnas y el separador '@' de las menciones. El texto excedente fue eliminado automáticamente con la función IZQUIERDA de Excel.

Posteriormente, se importó el fichero con formato .csv al programa Microsoft Access para crear la matriz. En esta etapa procesamos los datos obtenidos de la fase anterior para definir los nodos emisores y receptores asignándoles identificadores únicos. Este procedimiento permitió generar una lista de relaciones entre cada nodo con base en sus identificadores. El peso de las conexiones entre los nodos se asignó contabilizando el número de veces que un usuario mencionó a otro nodo dentro del conjunto de tuits recuperados, reflejando así la fortaleza de las relaciones de mención en la red.

La matriz resultante de las relaciones entre nodos y la definición de los identificadores fue exportada asegurando que el formato y la estructura coincidieran para su posterior importación como archivo .net en Gephi.

Medidas y métricas para la detección de comunidades con el programa Gephi

Para la obtención de datos de propiedades de la red recurrimos al programa Gephi en su versión 0.10.1, el cual constituye una poderosa herramienta para la visualización de grafos (Grandjean, 2015: 1). Gephi cuenta con diferentes opciones de filtrado, distintos cálculos estadísticos y de medidas de redes, incluyendo las de detección de comunidades, es decir *modularity*, mediante el algoritmo de modularidad de Blondel *et al.* (2008). Además, este programa cuenta con variados algoritmos para la representación visual (Cherven, 2015; Gouveia, 2020). Newman (2010) afirma que la modularidad es “una medida de la extensión en la que lo similar está conectado a lo similar en una red” (224), lo que significa que nos permite evaluar hasta qué punto los influyentes se agrupan en comunidades según sus intereses y objetivos comunes.

Con énfasis en un análisis de subcomunidades más efectivo, fueron empleadas las medidas de centralidad de grado, coeficiente de agrupación y la fortaleza de los

vínculos (Granovetter, 1973). Este autor introdujo los conceptos de *strong ties* (lazos fuertes) y *weak ties* (lazos débiles) en el ARS argumentando que, aunque los lazos fuertes son importantes para el apoyo emocional y la cohesión social, son los lazos débiles los que proporcionan acceso a nueva información y oportunidades fuera de los círculos sociales inmediatos (1361). Esta distinción ha sido fundamental en estudios sobre cómo se propagan las ideas, las oportunidades de empleo y otras formas de influencia a través de las redes sociales. Para detectar los componentes fuertemente y débilmente conectados, en Gephi fueron obtenidos los valores de esta medida empleando el algoritmo de componentes conectados (Tarjan, 1972), esencial para entender la cohesión y fragmentación dentro de la red.

El coeficiente de agrupación, o *clustering coefficient*, según De Nooy, Mrvar y Batagelj (2018) es la “medida de la probabilidad de que dos nodos, que comparten un vecino común en la red, estén ellos mismos conectados directamente” (359). En cuanto al análisis de influencia en redes, Newman (2010) parte de la premisa de que “los nodos con un coeficiente de agrupación alto están conectados a muchos otros nodos dentro de su comunidad, lo que les permite tener una influencia más directa sobre estos nodos” (202). Con base en este postulado de Newman, si los influyentes identificados por alto valor de grado tienen un coeficiente de agrupación bajo significa que estos actores están conectados a muchos otros actores, pero no necesariamente a sus vecinos inmediatos.

PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

La campaña se erigió como un fenómeno destacado en los sitios de redes sociales, especialmente en la antigua plataforma Twitter (actual X), dejando un impacto significativo en el panorama del activismo corporativo a nivel internacional. Su presencia activa logró una participación masiva y generó un notable volumen de interacciones. Desde una descripción cuantitativa, la campaña acumuló un total de 25 480 tuits únicos. La jornada más activa fue el 2 de julio de 2020 cuando se publicaron 2 638 tuits. Durante los cuarenta días de análisis, la hora de mayor actividad registrada fue a las 16:00, marcando la publicación máxima de tuits.

En las siguientes secciones analizamos las comunidades detectadas con la aplicación de las métricas de ARS, destacando la estructura de las comunidades y los principales actores y roles identificados.

Modularidad en #StopHateforProfit

La medida de modularidad de Gephi fue aplicada usando el algoritmo de detección de comunidades propuesto por Blondel *et al.* (2008). El valor de 0.569 obtenido

sugiere que la red presenta una estructura modular significativa. El número de comunidades detectadas es considerablemente alto, con 5 605 comunidades identificadas (*Figura 1*, en el eje X). Esto indica que, al aplicar esta resolución, el algoritmo identificó numerosos subgrupos o comunidades dentro de la red, cada uno con sus propias interacciones internas densas.

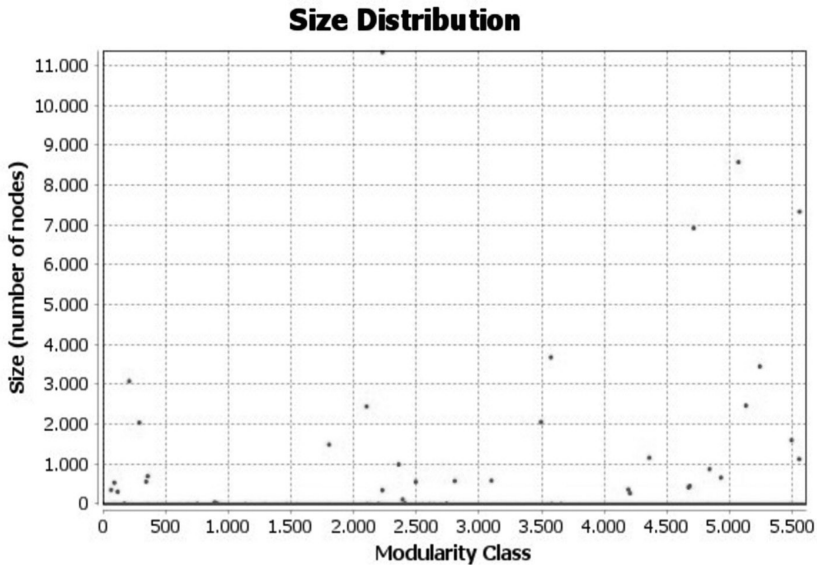


Figura 1. Distribución de comunidades por tamaño en #StopHateforProfit según su modularidad
Fuente: obtenido de Gephi con datos de la investigación

Para interpretar mejor la distribución de comunidades por tamaño, el cual representa el total de nodos en la comunidad, fueron establecidos los siguientes rangos:

- a) Rango 0-1.000: la mayoría de las comunidades (5 589, 99.7% del total) están en este rango, representando nodos dispersos o grupos pequeños de interacciones.
- b) Rango 1.000-2.000: en total se identifican cinco comunidades de tamaño moderado.
- c) Rango 2.000-3.000: aquí se identificaron cuatro comunidades significativas en tamaño, sugiriendo conjuntos considerables de nodos con interacciones internas.
- d) Rango 3.000-4.000: aquí hay un total de tres comunidades relativamente grandes, pero menos frecuentes, abarcando una porción sustancial de la red.
- e) Rango 4.000-11.000: en este rango superior se identificaron cuatro comunidades, destacando conjuntos más prominentes y distintivos en la red.

En total, en la estructura pueden observarse apenas 16 comunidades en el rango de 1.000-11.000 nodos. Este resultado muestra que la red no es homogénea, con la existencia de múltiples subgrupos o comunidades que caracterizan su estructura social y que además mantienen sus propias interacciones internas densas. Esto significa que cada comunidad identificada representa un grupo de nodos (usuarios de Twitter) que están más estrechamente interconectados entre sí en comparación con el resto de la red general. Esta diversidad también puede significar que, aunque en la totalidad de actores participantes se compartía un objetivo común, existen numerosos grupos dentro de la red con sus propias dinámicas internas, niveles de cohesión y patrones de comunicación operando, lo cual evidencia la diversidad de enfoques y estrategias atraídas por #StopHateForProfit al movilizar un universo amplio y variado de participantes. Es esencial revelar estas dinámicas para comprender la amplitud y variedad de participantes movilizados por la campaña.

Características de las cinco principales comunidades

Al mapear las comunidades presentes en #StopHateForProfit, para una mejor visualización, usamos un filtro por topología de red de intervalo de grado en Gephi para extraer cinco subcomunidades principales en términos de tamaño (número de nodos) y mayor actividad (*Figura 2*). Cada color del grafo representa una comunidad diferente y sus vínculos con los actores de la propia comunidad o de otras subredes de #StopHateforProfit.

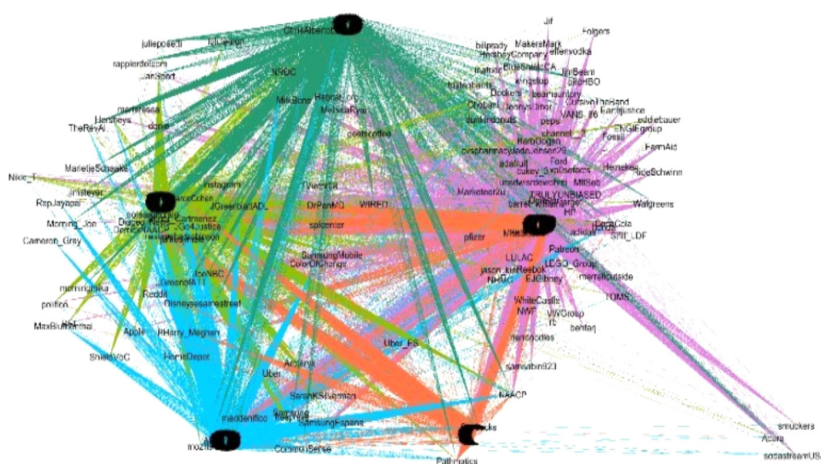





Figura 2. Grafo de las cinco principales comunidades en #StopHateforProfit
Fuente: elaboración de los autores con Gephi

La subred de las cinco principales comunidades comprende entre sus conexiones 37 987 nodos (49.34% visibles) y 99 409 aristas (54.28% visibles). Estas cifras indican no solo que estas cinco comunidades representan casi la mitad de los nodos activos, lo que destaca su relevancia en términos de participación y presencia en la red general, sino también su centralidad en el panorama total de la campaña y un alto nivel de actividad e interacción dentro de cada una de estas subcomunidades y entre ellas.

El cálculo del coeficiente de agrupación en toda la red obtuvo un valor bajo (0.00176). Este resultado, junto al número significativo de triadas (190 380) muestran que solo una pequeña fracción de la red está completamente interconectada, aunque existan numerosas configuraciones de conexiones de tres nodos. La colocación de Newman, en este sentido, puede indicar que la estrategia de movilización y comunicación generada en la campaña se extendió a través de una variedad de grupos y comunidades, utilizando conexiones menos directas, pero potencialmente más estratégicas.

Los datos que describen dichas comunidades en términos cuali-cuantitativos pueden encontrarse en la *Tabla 1*. En esta incluimos una columna con el tipo de cuenta de los perfiles de los actores que pertenecen a la red llamada 'Perfiles de actores influyentes'. De manera general, los actores que conforman la partición y principal comunidad en #StopHateforProfit son fundamentalmente organizaciones, activistas y periodistas involucrados en la lucha contra el discurso de odio en las redes sociales (2 220 en total).

#	Color	Partición (id)	Número de nodos	Número de aristas	Perfiles	Actores
1		2220	11 364	26 682	Organizaciones y grupos	Sleeping Giants, Color of Change, Media Matters for America, The Anti-Defamation League (ADL), Southern Poverty Law Center (SPLC), HMC, LULAC, EJGibney
					Empresas y marcas	Unilever, CocaCola, Target, Dockers, Ford, Patreon, LEGO_Group, Honda, HP, Adidas, Pfizer, Pepsi, VANS_66, Guardian

					Activistas	Barrett Williams, Shaun King, Brittany Packnett Cunningham, Linda Sarsour, DeRay Mckesson
					Periodistas	Judd Legum, Ben Smith, Charlie Warzel, Soledad O'Brien, Yasmin Vossoughi
					Ciudadanos individuales	saadkharradji, nichollsanne, jason_kint, jlfleite, melissaryan, tristanharris, marketeer2u, ejgibney, jadejensen29
2		5 060	8 607	14 625	Empresas TI	Facebook, Apple, Uber, Samsung, Mozilla
					Medios	The New York Times, CNN, Fox News, entre otros
					Influencers y activistas	Shaun King, Sarah Silverman, Dr. Pan, entre otros
					ONG	Southern Poverty Law Center, Planned Parenthood, ACLU, entre otros
					Políticos y figuras públicas	Nancy Pelosi, Joe Biden, Kamala Harris, Amy Schumer, Dwayne Johnson
					Ciudadanos individuales	KatieShannon0, Amelia_Smith12, Jose_Martinez23, entre otros
3		5 548	7 362	14 102	Marcas	Starbucks, Diageo_News, HomeDepot, Dominos, Sprint, NBCNews, SamsungEspana
					Personalidades públicas	Sasha Baron Cohen
					Ciudadanos individuales	RobyMonica, phylliswolff, rafaelibanez



4		4 703	6 948	12 632	Personalidades públicas	PHarry_Meghan
					Medios	NBCNews, CBS, Newsy, MediaPost, pressgazette
					Negocios y empresas	DataMediaHub, cvfeathers-tone, cvitorrj
					Ciudadanos individuales	GiordanoSottosa, ChakalPedreira, R1123582, Liverpoolian, LiveLuvLaugh47
5		3 564	3 706	5 284	Personalidades del sector político o mediático	SpeakerPelosi, JoeNBC, Morning_Joe, JGreenblattADL, MikaBrzezinski, RevAl Sharpston, ShannonFreshour
					Medios de comunicación y organizaciones	WIRED, NationalAction, NewsHour, AudubonSociety, Gamestop, Anti-Defamation League (ADL)
					Negocios y empresas	Hersheys, Lululemon, WilliamsSonoma, ClifBar, PlayStation, Gamestop, AFTunion

Tabla 1. Características de las cinco comunidades principales
Fuente: elaboración de los autores

La *Tabla 1* expone la diversidad de actores que participaron en la campaña #StopHateforProfit. Si bien numéricamente la mayoría corresponde a cuentas de individuos o ciudadanos, las comunidades 1/2 220 y 2/5 060 se caracterizan por estar compuestas también por actores comprometidos con la justicia social y la igualdad, mientras que las comunidades 3/5 548 y 4/4 703 se conforman por personalidades públicas, medios de prensa, empresas y ciudadanos individuales que buscan generar *engagement* o atraer la atención de los medios.

Puede observarse también que la comunidad 5/3 564 está formada por una mezcla de participantes que representan diferentes sectores de la sociedad, como medios de comunicación, negocios y figuras públicas, entre otros. En la comunidad 1/2 220 aparecen específicamente organizaciones y grupos de derechos civiles, organizaciones sin fines de lucro y activistas. Los actores influyentes en esta comunidad incluyen a Sleeping Giants, Color of Change, Media Matters for America, The Anti-Defamation League (ADL) y Southern Poverty Law Center (SPLC), reconocidos por su activismo en torno a temas como la justicia social, la igualdad racial y la lucha contra el discurso de odio. Por otro lado, la comunidad 1/2 220, que representa 33.8% de los nodos con un coeficiente de agrupación superior a 0.5, exhibe una alta cohesión local. La estructura de esta comunidad

muestra una subestructura importante en la red donde los agentes colaboran efectivamente, siendo esta una característica que pudo haber facilitado la comunicación y la colaboración entre los miembros de la comunidad y tributado al buen funcionamiento y éxito de la campaña.

El perfil de los nodos con el máximo valor de cohesión local en la red no coincide con personalidades o figuras públicas mediáticas, políticas, grupos u organizaciones defensoras de derechos civiles, sino con actores individuales en la plataforma Twitter.

La comunidad 2/5 060 se caracteriza por componerse de empresas de tecnología, medios de comunicación, *influencers* y activistas. Los actores influyentes en esta comunidad incluyen a Facebook, Apple, Uber, The New York Times, CNN y Shaun King, actores reconocidos en este sitio de red social por su gran alcance y su influencia en la opinión pública.

Por otra parte, los actores influyentes que son marcas o empresas capaces de generar *engagement* con sus seguidores se destacan en la comunidad 3/5 548. Esta comunidad incluye a Starbucks, Diageo_News, HomeDepot, Dominos y NBCNews. En cuanto a la comunidad 4, está compuesta por diferentes actores que son personalidades públicas ampliamente conocidas por su popularidad y su capacidad para atraer la atención de los medios, como SashaBaronCohen, PHarry_Meghan y NBCNews.

Finalmente, la comunidad 5/3 564 puede describirse como una red compuesta diferencialmente por políticos y funcionarios públicos, medios de comunicación y ciudadanos individuales. Los actores influyentes de esta red incluyen a SpeakerPelosi, JoeNBC, Morning_Joe, MikaBrzezinski y WIRED, que son conocidos por su relevancia en la política y los medios de comunicación.

Estos resultados nos permiten inferir que #StopHateforProfit supuso un esfuerzo significativo y exitoso para combatir el discurso de odio en los sitios de redes sociales. La subred que comprende las cinco comunidades principales representa casi la mitad de los nodos activos en el movimiento, lo cual indica una participación significativa de una amplia gama de actores. Además, el alto nivel de actividad e interacción dentro de estas subcomunidades y entre ellas sugiere que la campaña fue efectiva para generar un diálogo sobre el tema.

En particular, puede deducirse que el caso de la comunidad 1/2 220, compuesta principalmente por organizaciones sin fines de lucro y activistas, desempeñó un papel importante en la promoción de la campaña y la creación de contenido, lo que ayudó a educar a las personas sobre el discurso de odio. Mientras que un gran número de empresas, medios de comunicación e *influencers*, tanto de esta comunidad como de la 2/5 548, ayudó a difundir el mensaje de la campaña a un público más amplio, promover la participación de los ciudadanos y atraer la atención de los medios y de otras marcas a unirse al boicot.

La participación de personalidades públicas como de las que integran la comunidad 4/4 703 fue esencial para la iniciativa, ya que impactó más allá de generar conciencia sobre el discurso de odio. Esto es importante porque cuando celebridades y otras figuras públicas hablan sobre un tema, su mensaje tiende a lograr un mayor alcance y es más probable que sea escuchado. Por otro lado, la comunidad 5/5 231, compuesta también por políticos y funcionarios públicos reconocidos, promovió la cooperación entre diferentes sectores de la sociedad civil, pues incluye líderes políticos y gubernamentales que trabajan con organizaciones de la sociedad y el sector privado para combatir el discurso de odio, propiciando respuestas efectivas a este problema. Esta presencia fomenta la confianza entre diferentes grupos de personas, puesto que cuando los líderes políticos y gubernamentales demuestran su compromiso en la batalla contra el discurso de odio ayudan a generar confianza entre diferentes grupos de personas y a movilizar tanto a ciudadanos como a decisores de plataformas digitales y sitios de redes sociales a tomar medidas o iniciativas que contrarresten este fenómeno nocivo para la sociedad.

Si bien los influyentes identificados en estas comunidades proporcionan información relevante sobre su papel central en la campaña, para analizar su impacto con profundidad es importante validar si la influencia es directa o indirecta, lo cual puede observarse mediante las medidas de influencias ‘componentes fuertes’ y ‘coeficiente de agrupamiento’, proporcionando así una visión completa de la colaboración y la conexión.

Fortaleza de vínculos en las comunidades de #StopHateForProfit

Granovetter (1973), en su tesis sobre la “fuerza de los vínculos débiles”, observó que existe una interdependencia entre los vínculos fuertes, débiles y nulos. En la red de nuestro estudio los 5 479 actores identificados como débilmente conectados representan los vínculos débiles o *weak ties*. Por otro lado, la medida de los vínculos fuertes, o *strong ties*, es de 76 233 actores, que indican las relaciones más estrechas y directas. En la red de #StopHateForProfit, los 76 233 actores fuertemente conectados indican una fuerte cohesión y comunicación interna. No obstante, tal como señalan De Nooy, Mrvar y Batagelj (2018), estos vínculos fuertes “no son necesariamente los más efectivos para conectar con redes distantes” (175), mientras que los 5 479 actores débilmente conectados pueden actuar como puentes hacia redes de información más lejanas, reforzando lo expuesto por Granovetter (1973). A pesar de caracterizarse por ser menos robustos, los vínculos débiles son fundamentales para alcanzar y conectar distintas comunidades de la red, ya que actúan como puentes esenciales para el flujo de información y recursos entre grupos aislados.

La presencia tanto de vínculos fuertes como débiles en la red de #StopHateForProfit demuestra una estructura de red compleja donde los distintos tipos de vínculos cumplen roles complementarios. Los vínculos fuertes mantienen la solidez y la estabilidad de la red, mientras que los vínculos débiles amplían su alcance y conectividad, permitiendo el acceso a nuevas informaciones y oportunidades. Este entrelazamiento de diferentes tipos de vínculos es crucial para la eficacia de la campaña, permitiéndole maximizar su impacto y difusión en diversos sectores y comunidades.

Aplicando esta medida en las cinco principales comunidades de la campaña identificamos una subestructura compuesta por 235 nodos (0.31% visible) interconectados por 1 210 enlaces (0.668% visible). La red de esta subestructura en la *Figura 3* muestra la fuerza de las conexiones dentro de las comunidades específicas de #StopHateForProfit; el color de los enlaces alude a la comunidad a la cual pertenece el nodo. Los nodos con mayor valor de centralidad de grado fueron manualmente colocados en la periferia de la red para una mejor visualización.

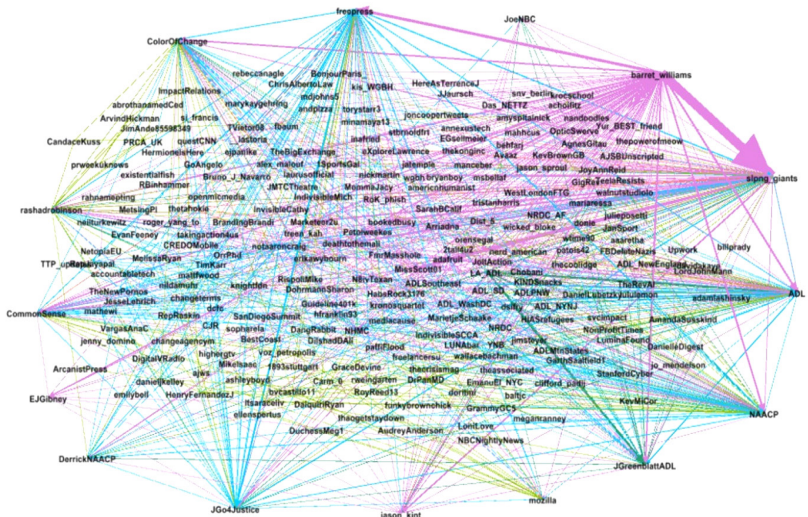


Figura 3. Componente de red con nodos fuertemente conectados
Fuente: elaboración de los autores a partir del algoritmo de distribución Force Atlas 2, en Gephi versión 0.10.1

En esta subestructura de las principales comunidades de #StopHateForProfit, las particiones se dividen de la siguiente manera: partición 2 220 (33.62%), partición 5 548 (28.09%), partición 5 060 (26.38%), partición 3 564 (9.79%) y partición 4 703 (2.13%). Si bien esta distribución refleja la organización de nodos en componentes fuertemente conectados dentro de cada comunidad analizada,

la red carece de datos que permitan identificar los grados de cohesión local entre sus nodos, lo que resultaría de utilidad para analizar las comunidades más susceptibles a la difusión de información durante los primeros cuarenta días de campaña.

Finalmente, los actores de centralidad de alto grado (1.001-10.000), que se corresponden con apenas 29 nodos, están también en el rango alto de valor de grado. De esta forma distinguimos que los nodos SashaBaronCohen, ADL, NAACP, Starbucks, freepress, JGreenblattADL, ColorOfChange, CommonSense, carolecadwalla, Unilever, Diageo_News, StopFundingHate, Pathmatics, rashadrobenson, Detox_Facebook, mozilla, kylegriffin1, thenorthface, LEVIS, CocaCola, JoeNBC, slpng_giants_pt, target, ProcterGamble, Amazon, benandjerrys, JuddLegum y Microsoft son probablemente los actores más influyentes y activos en la campaña como líderes de opinión en estas comunidades. Estos nodos no presentan valores de cohesión social alto, por lo que la colocación de Newman (2010) se confirma en este estudio.

CONCLUSIONES

La combinación de enfoques metodológicos y teóricos aplicados en el análisis de redes sociales de la campaña #StopHateforProfit resultó efectiva para entender las dinámicas de los actores involucrados y las subcomunidades creadas dentro de la red. El análisis de las cinco principales comunidades en #StopHateforProfit revela que, en sus primeros cuarenta días de vida, la campaña atrajo una amplia gama de actores, desde organizaciones sin fines de lucro y activistas hasta empresas de tecnología, medios de comunicación, personalidades públicas e individuos. Esta diversidad de actores refleja un esfuerzo conjunto y multidimensional para abordar el discurso de odio en las redes sociales.

El análisis de los miembros identificados en las comunidades sugiere que cada una cumplió roles distintivos dentro de la campaña. Por ejemplo, las comunidades compuestas por organizaciones sin fines de lucro y activistas jugaron un papel importante en la promoción y educación sobre el discurso de odio, mientras que las comunidades con empresas, medios de comunicación e *influencers* ayudaron a difundir el mensaje de la campaña a un público más amplio.

Para finalizar, la red de la campaña #StopHateForProfit se caracteriza por la coexistencia de vínculos fuertes y débiles, revelando una estrategia integral para maximizar la conectividad y la difusión de información. La presencia de comunidades con baja transitividad pero subestructuras altamente cohesionadas destaca la importancia de los actores individuales en una colaboración efectiva. Este enfoque colaborativo, en oposición a una dependencia exclusiva en conexiones

fuerzas, parece haber contribuido al impacto y éxito de la campaña en la plataforma. La comprensión de la interacción entre los diferentes tipos de vínculos y la identificación de subestructuras cohesivas proporciona una visión más completa de la dinámica en línea de la campaña.

La campaña #StopHateForProfit permitió la agrupación de participantes en comunidades cohesivas, independientemente de su ubicación, basadas en intereses comunes de defensa de los derechos civiles. Aunque los influyentes predominantes fueron usuarios comunes, también participaron, notablemente, grandes empresas, ONG, defensores de derechos civiles y periodistas. La conversación en la red se expandió más allá del odio manifestado dentro de Facebook, abordando desigualdades sociales y raciales que constituyen amenazas a las democracias (Greenblatt, 2020). Este estudio demuestra cómo el activismo digital puede movilizar a diversos actores sociales, políticos y económicos, a la vez que subraya el poder de las redes sociales para formar comunidades y amplificar mensajes de justicia social.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido respaldado por la Agencia Financiadora Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código Financiero 001 (nro. de referencia 88887.892011/2023-00), en el marco del Programa Capes-PrInt y por el Ministerio de Ciencia e Innovación del Gobierno de España, proyecto de investigación “Competencias en información para afrontar el discurso de odio en Educación Secundaria Obligatoria y Bachillerato (CIADOE)”.

Referencia PID2021-125420OB-I00.

REFERENCIAS

- ADL (Anti-Defamation League). 2020. “Stop Hate for Profit”.
<https://www.stophateforprofit.org/>
- Baggiolini, Luis, y Sebastián Castro Rojas. 2016. “Las redes de la política: universo narrativo, campañas y microrrelato en Twitter”. *Inmediaciones de la Comunicación* (11): 159-80.
<https://doi.org/10.18861/ic.2016.11.11.2621>
- Benyshek, Denita. 2020. “Our Time of Coronavirus and Black Lives Matter: Loss, Grief, Trauma, Resilience, and Healing Change”. *Coreopsis: A Journal of Myth and Theater* 8 (2): 1-28.
<https://societyforritualarts.com/coreopsis/autumn-2020-issue/our-time-of-coronavirus-and-black-lives-matter/>

- Blondel, Vincent, Jean-Loup Guillaume, Renaud Lambiotte y Etienne Lefebvre. 2008. "Fast Unfolding of Communities in Large Networks". *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* (10): 1-12.
<https://dx.doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/P10008>
- Chang, Hsia-Ching. 2010. "A New Perspective on Twitter Hashtag Use: Diffusion of Innovation Theory". *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology* 47 (1): 1-4.
<https://doi.org/10.1002/meet.14504701295>
- Cherven, Ken. 2015. *Mastering Gephi Network Visualization*. Birmingham: Packt Publishing.
<http://gephi.michalnovak.eu/Mastering%20Gephi%20Network%20Visualization.pdf>
- De Nooy, Wouter, Andrej Mrvar y Vladimir Batagelj. 2018. *Exploratory Social Network Analysis with Pajek: Revised and Expanded Edition for Updated Software*. 3ª ed. Cambridge: Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/9781108565691>
- Dobrin, Diana. 2020. "The Hashtag in Digital Activism: A Cultural Revolution". *Journal of Cultural Analysis and Social Change* 5 (1), 3.
<https://doi.org/10.20897/jcasc/8298>
- Eilert, Meike, y Abigail Nappier Cherup. 2020. "The Activist Company: Examining a Company's Pursuit of Societal Change through Corporate Activism Using an Institutional Theoretical Lens". *Journal of Public Policy and Marketing* 39 (4): 461-76.
<https://doi.org/10.1177/0743915620947408>
- Fortunato, Santo. 2010. "Community Detection in Graphs". *Physics Reports* 486 (3): 75-174.
<https://doi.org/10.1016/j.physrep.2009.11.002>
- Fortunato, Santo, y Darko Hric. 2016. "Community Detection in Networks: A User Guide". *Physics Reports* 659: 1-44.
<https://doi.org/10.1016/j.physrep.2016.09.002>
- Freeman, Linton Clarke. 2011. "The Development of Social Network Analysis—With An Emphasis on Recent Events". En *The SAGE Handbook of Social Network Analysis*, editado por John Scott y Peter Carrington, 26-39.
<https://doi.org/10.4135/9781446294413>
- Fresno García, Miguel del, Alan James Daly y Sagrario Segado Sánchez-Cabezudo. 2016. "Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales". *Revista Española de Investigaciones Sociológicas* 153: 23-40.
<https://doi.org/10.5477/cis/reis.153.23>
- Gentry, Jeff. 2015. "Package 'twitterR'". V. 1.1.9. CRAN.
<https://cran.irsn.fr/web/packages/twitterR/twitterR.pdf>
- Gouveia, Fábio Castro. 2020. "Introdução ao Gephi". En *Redes sociais. Como compreendê-las? Uma introdução à análise de redes sociais*, editado por Joaquim Fialho, 181-202. Lisboa: Edições Sílabo.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=850538>
- Grandjean, Martin. 2015. "GEPHI: Introduction to Network Analysis and Visualization".
<https://www.martingrandjean.ch/wp-content/uploads/2015/10/Gephi-introduction.pdf>
- Granovetter, Mark. 1973. "The Strength of Weak Ties". *American Journal of Sociology* 78 (6): 1360-80.
<https://www.jstor.org/stable/2776392>

- Greenblatt, Jonathan. 2020. "Fighting Hate in the Era of Coronavirus". *Horizons: Journal of International Relations and Sustainable Development* (17): 208-21.
<https://www.jstor.org/stable/48590574>
- Laudano, Claudia. 2019. "#Ni una menos en Argentina. Activismo digital y estrategias feministas contra la violencia hacia las mujeres". En *Internet e feminismos. Olhares sobre violências sexistas desde América Latina*, editado por Graciela Natansohn y Florencia Rovetto, 149-73. Salvador: Editora da Universidade Federal da Bahia.
<https://www.memoria.fahce.unlp.edu.ar/libros/pm.3711/pm.3711.pdf>
- Laudano, Claudia. 2023. "#AbortoLegal2020 en Argentina. Estrategias de movilización on y offline en pandemia". *Zona Franca* (31): 11-47.
<https://doi.org/10.35305/zf.vi31.360>
- Laudano, Claudia, Alejandra Aracri y Julia Kratje. 2022. "Activismo en Instagram en Pandemia. Usos y apropiaciones de videos por parte de La Campaña por el #AbortoLegal en Argentina". *Temas de Mujeres* 18 (18): 32-51
<http://ojs.filo.unt.edu.ar/index.php/temasdemujeres/article/view/553>
- Martínez Martínez, Helena. 2017. "La construcción discursiva de la identidad en los nuevos movimientos sociales: el caso español del 15M". Tesis de doctorado, Universidad Católica de Murcia.
<http://hdl.handle.net/10952/2915>
- Menczer, Filippo, Santo Fortunato y Clayton Davis. 2020. *A First Course in Network Science*. Cambridge: Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/9781108653947>
- Mwencha, Peter Misiani, y Reuben Kinyuru Njuguna. 2023. "A Review of Brand Activism in the Age of Black Lives Matter Movement". *Atlantic Marketing Journal* 12 (2), 5.
<https://digitalcommons.kennesaw.edu/amj/vol12/iss2/5/>
- Nartey, Mark. 2022. "Centering Marginalized Voices: A Discourse Analytic Study of the Black Lives Matter Movement on Twitter". *Critical Discourse Studies* 19 (5): 523-38.
<https://doi.org/10.1080/17405904.2021.1999284>
- Newman, Mark. 2006. "Modularity and Community Structure in Networks". *Proceedings of the National Academy of Sciences* 103 (23): 8577-82.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0601602103>
- Newman, Mark. 2010. *Networks: An Introduction*. Oxford: Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199206650.001.0001>
- Newman, Mark, y Michelle Girvan. 2004. "Finding and Evaluating Community Structure in Networks". *Physical Review E* 69 (2), 026113.
<https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.026113>
- Olkkonen, Laura, y Mette Morsing. 2023. "A Processual Model of CEO Activism: Activities, Frames, and Phases". *Business and Society* 62 (3): 646-94.
<https://doi.org/10.1177/00076503221110184>
- Orbegozo Terradillos, Julen, Jordi Morales i Grass y Ainara Larrondo Ureta. 2019. "Feminismos indignados ante la justicia: la conversación digital en el caso de La Manada". *IC Revista Científica de Información y Comunicación* (16): 211-47.
<https://icjournal-ojs.org/index.php/IC-Journal/article/view/466>
- Pauncefot, Emma. 2021. "Critical Literacy Is at the Heart of the Answer". En *Media, Technology and Education in a Post-Truth Society: From Fake News, Datafication and Mass Surveillance to the Death of Trust*, editado por Alex Gretch, 73-94. Leeds: Emerald Publishing Limited.
<https://doi.org/10.1108/978-1-80043-906-120211006>

- Puerta-Díaz, Mirelys. 2022a. “Representación del dominio de la campaña #StopHateforProfit a partir del análisis de redes sociales”. Tesis de doctorado, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho.
<https://repositorio.unesp.br/items/771fa621-f4a4-4b65-b2ca-78a067c36c55>
- Puerta-Díaz, Mirelys. 2022b. “Tweets #StopHateforProfit.” Figshare.
<https://dx.doi.org/10.6084/m9.figshare.19307900.v1>
- Simpson, Ellen. 2018. “Integrated and Alone: The Use of Hashtags in Twitter Social Activism”. En *Companion of the 2018 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing*, 237-40. Nueva York: Association for Computing Machinery.
<https://doi.org/10.1145/3272973.3274064>
- Tarjan, Robert. 1972. “Depth-First Search and Linear Graph Algorithms”. *SIAM Journal on Computing* 1 (2): 146-60.
<https://doi.org/10.1137/0201010>
- Temesio Vizoso, Silvana Grazia. 2018. “La opinión en textos con un enfoque interdisciplinar: propuesta de contexto y léxico ad hoc”. *Investigación Bibliotecológica: archivonomía, bibliotecología e información* 32 (77): 73-99.
<https://doi.org/10.22201/iibi.24488321xe.2018.77.57863>
- Traag, Vincent, Ludo Waltman y Nees Jan van Eck. 2019. “From Louvain to Leiden: Guaranteeing Well-Connected Communities”. *Scientific Reports* 9, 5233.
<https://doi.org/10.1038/s41598-019-41695-z>
- Wasserman, Stanley, y Katherine Faust. 2012. *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511815478>
- Wonneberger, Anke, Iina Hellsten y Sandra Jacobs. 2020. “Hashtag Activism and the Configuration of Counterpublics: Dutch Animal Welfare Debates on Twitter”. *Information, Communication and Society* 24 (12): 1694-1711.
<https://doi.org/10.1080/1369118X.2020.1720770>
- Zulli, Diana. 2020. “Evaluating Hashtag Activism: Examining the Theoretical Challenges and Opportunities of #BlackLivesMatter”. *Participations* 17 (1): 197-216.
<https://www.participations.org/17-01-12-zulli.pdf>

Para citar este texto:

Puerta-Díaz, Mirelys, Daniel Martínez-Ávila y María Antonia Ovalle-Pe-randones. 2024. “Descubriendo estructuras de comunidades en la red de #StopHateForProfit: un análisis de redes sociales”. *Investigación Bibliotecológica: archivonomía, bibliotecología e información* 38 (100): 163-183.
<http://dx.doi.org/10.22201/iibi.24488321xe.2024.100.58903>