
Capítulo 5. Analizando la campaña #StopHateforProfit en Twitter con Análisis de Redes Sociales

Analyzing the #StopHateforProfit campaign on Twitter with Social Network Analysis

PUERTA-DÍAZ, Mirelys (1), MARTÍNEZ-ÁVILA, Daniel (2), OVALLE-PERANDONES, María-Antonia (3)

(1) UNESP, Av. Hygino Muzzi Filho, 737 - Mirante - Marília/SP - CEP 17.525-900, Brasil, mirelys.puerta@unesp.br (2) Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias de la Documentación. Departamento de Biblioteconomía y Documentación. Santísima Trinidad, 37, despacho 201, 28010, Madrid, España, danima27@ucm.es (3) Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias de la Documentación. Departamento de Biblioteconomía y Documentación. Santísima Trinidad, 37, despacho 201, 28010, Madrid, España, maovalle@ucm.es.

Resumen

Las dinámicas de comunicación de los participantes en la campaña Stop Hate for Profit a través del ARS, se analizan tras la colecta de tweets con la API de Twitter entre 25/06/2020 y el 07/08/2020 en RStudio. Se identifican los actores más populares y activos. El sentiment analysis arrojó la prevalencia de sentimientos positivos en la emisión de opiniones durante la campaña.

Palabras clave: Discurso del odio, Opinión pública; Stop Hate for Profit; Análisis de redes sociales; Análisis de sentimientos.

Abstract

The communication dynamics of the actors participating in the Stop Hate for Profit campaign are analyzed using social networks analysis. The recollection of tweets was carried out using the Twitter API in RStudio from June 25-August 7, 2020. The most popular and most active actors are described. The use of sentiment analysis showed the prevalence of positive sentiments in the expression of opinions during the campaign.

Keywords: Hate speech, Public Opinion, Stop Hate for Profit, Social Network Analysis, Sentiment Analysis.

5.1. Introducción

El discurso es un componente esencial de realización de las capacidades personales para mantener su bienestar en todas las esferas de la vida en que se desarrolla el ser humano. La posibilidad de expresarse como medio para comunicar ideas, conocimientos, así como opiniones es un derecho reconocido para el ejercicio pleno de la democracia (Gelber, 2002). El ejercicio de estas libertades también implica responsabilidades, siendo necesarias en una sociedad democrática para preservar la

integridad pública, como la protección de la reputación, la salud y la moral de los individuos (Levin, 2010 p.193).

Sin embargo, con el desarrollo de Internet y los sitios de redes sociales, se expande una notoria multiplicidad de manifestaciones de odio e intolerancia. El odio se manifiesta en estas manifestaciones a modo de insulto, intimidación o el acoso hacia las personas o grupos por su origen étnico, color de piel, orientación sexual, nacionalidad, género, sexo, religión, o incluso por la capacidad de incitar a la violencia, el odio o discriminación contra esas personas (Brugger, 2007). Las dinámicas implícitas en el discurso del odio se relacionan principalmente con el grupo de conductas asociadas a las palabras, pudiendo éstas producir actos delictivos lesivos contra intereses como la vida o la salud, pero sí que al expresarlas, pueden generar otro tipo de efectos perniciosos para las personas o para la sociedad como un todo, como por ejemplo un clima de hostilidad o intolerancia.

Este fenómeno se ha examinado desde el discurso científico, por ejemplo, analizando la correlación del impacto psicológico en los adolescentes (aumento de la depresión, dada su exposición a discursos de odio racista en Internet (Tynes et al., 2008) o analizando los efectos negativos al desarrollo identitario de jóvenes LGTB por la homofobia y la transfobia Caldas et al (2012). Basándose en estudios sobre el discurso del odio manifestado en retórica antimexicana y antiinmigrante en el contexto de los Estados Unidos de América, Chávez et al. (2019) han encontrado respuestas emocionales negativas, asociadas al mayor estrés percibido de los participantes, relacionadas con la salud y el bienestar subjetivo.

La atmósfera de ansiedad y desconfianza generada por esta fenómeno resulta perjudicial para la salud mental de nuestras comunidades (Hansen et al, 2018), y es por eso que su estudio y análisis, en la forma y dominio que se decida, tiene asociado el alcance que tiene, al menos, para la salud psicosocial de los individuos implicados en el discurso del odio.

A pesar de la existencia de iniciativas internacionales para erradicar la propagación de discursos de odio en las redes, existen aún desacuerdos en la comunidad internacional sobre su protección jurídica. Este aspecto se evidencia en la creciente presión que ejercen diferentes actores sociales con las empresas propietarias de estas plataformas, las cuales demandan la implementación de medidas para reducir o eliminar el discurso de odio viralizado en ellas (Trindade, 2020, p. 25). Según este autor, si bien Facebook ha aplicado algunas medidas para minimizar el discurso de odio y la desinformación, las medidas implementadas hasta la fecha se consideran insuficientes pues aún alberga grupos de odio incluidos los de miles de miembros racistas, antisemitas, xenófobos y supremacistas blancos, entre otros.

Con el fin de contener este fenómeno, el cual causa un profundo daño a las comunidades no privilegiadas y a la democracia, en 2020 la Anti-Defamation League (ADL), en conjunto con una coalición de organizaciones defensoras de los derechos civiles y medios de prensa, crearon la campaña publicitaria Stop Hate for Profit, para exhortar a las grandes y pequeñas empresas a retirar la inversión destinada a la publicidad en el sitio de red social Facebook, con el fin de presionar a la compañía a

repensar y desarrollar iniciativas de eliminación de este discurso de odio, la intolerancia, el racismo, el antisemitismo y la desinformación presentes en su plataforma.

Nuestro estudio busca recuperar y analizar las dinámicas de comunicación de los actores participantes en esta campaña y más específicamente entre los usuarios que clasificaron ese contenido. El análisis visual de la estructura y patrón de relaciones que mantiene unida a la comunidad participante permite revelar datos interesantes para la evaluación de la difusión de información en este ambiente digital, así como la toma de decisiones en la formulación de campañas similares. El trabajo busca de manera general determinar cómo a través del Análisis de Redes Sociales (ARS, acrónimo en inglés SNA de Social Network Analysis) es posible abordar las características de esta comunidad generadora de ese discurso, considerando que el ARS es una herramienta invaluable para evaluar sistemáticamente y luego intervenir en puntos críticos dentro de una red informal (Cross, Borgatti & Parker, 2002). El análisis de sentimientos se emplea con fines de clasificar las emociones y sentimientos implícitos en los mensajes emitidos por dicha comunidad durante el período de análisis de la campaña.

5.2. Metodología

Los fundamentos teóricos de la metodología que se quiere emplear se dieron a conocer en la comunidad científica por Wasserman & Faust (1994). El ARS, como método de investigación, se emplea con fines de medir, describir y analizar las variables relacionales de un conjunto de actores para representar la estructura de un grupo (Wasserman & Faust, 1994). El mapeo de las relaciones entre los objetos de un conjunto de datos, en este caso usuarios, se basó en la simetría o asimetría de las menciones. En esta perspectiva, el ARS ofrece un conjunto de conceptos y métodos analíticos para identificar y analizar los tipos de relaciones existentes entre las diferentes comunidades que constituyen el dominio participante de esta campaña.

Se trabajó con el conjunto de datos recuperados para una red de tipo modo uno expresada a través de una matriz asimétrica ponderada (Ovalle-Perandones et al., 2020) y dirigida.

5.2.1. Medidas del ARS

El análisis de la red a partir de sus actores busca identificar cuáles nodos conforman la red y su rol en ella. Para ello se aplica la medida de grado de cada nodo de la red buscando cuantificar el número de nodos adyacentes (vecinos) a él, y a su vez el número de relaciones incidentes. De esta forma se obtiene el número de nodos aislados (aquellos que no establecen relaciones de mención a otros nodos en la campaña), los emisores (los que establecen relaciones de mención hacia otros nodos) y los receptores (los nodos únicamente mencionados).

La medida de grado identificó aquellos actores que establecieron mayores vínculos de mención hacia otros nodos de la red y los que recibieron mayor número de menciones durante la etapa de análisis de la campaña. De esta forma, a través de la medición del *indegree*, el número de conexiones que van hacia el nodo (del Fresno García, 2016), se conocen los actores más populares dentro de la campaña,

mientras que con la medida *outdegree*, el número de conexiones que se originan desde el nodo y van hacia otros nodos (del Fresno García, 2016), se conocen los más activos durante el periodo de análisis.

El algoritmo usado para medir modularidad (Blondel et al. 2008) permitirá definir si la red presenta una “estructura de comunidad” (Newmann, 2003), es decir, si existen grupos de actores que tienen una alta densidad de vínculos dentro de ellos, con una menor densidad de aristas entre grupos. Se describe desde el punto de vista cuantitativo (totales de comunidades).

Por último, se usa la medida de densidad, que describe el nivel general de vinculación entre los puntos de un gráfico, lo que permitió conocer la conectividad de la red (Scott, 2017).

5.2.2. Fuente, limpieza y normalización de los datos para el ARS

Twitter se utiliza como fuente de información secundaria para el ARS. El análisis de sus datos demanda del uso de técnicas de procesamiento de lenguaje natural y mineración mediante el uso de la API de Twitter con la ayuda de la herramienta RStudio. La estrategia de búsqueda fue configurada de la siguiente forma:

- Filtro de la búsqueda: la información difundida en ese dominio queda definido por la clasificación que realizan los usuarios al utilizar el hashtag oficial de la campaña, por ello, la recuperación de la información está basada en el hashtag #StopHateforProfit. Se descartaron los filtrados por ubicación, idiomas o las limitaciones a cuentas de usuarios específicas.
- Límite de registros: se definió la cifra numérica de 5 para el total de tweets a recuperar por cada consulta a la API de Twitter.
- Formato de exportación de las matrices: csv, para su posterior procesamiento y limpieza en Excel.
- Creación de matrices: la tarea en un grafo de este tamaño se realizó con Microsoft Access.
- Herramienta para medidas ARS: uso del software Gephi de exploración y manipulación de redes de código abierto (Bastian, Heymann & Jacomy, 2009) que puede trabajar con redes grandes (más de 20.000 nodos, como es el caso de la red que se pretende analizar). Presenta los algoritmos de medidas de grado y modularidad seleccionados para caracterizar la estructura social de la campaña a través de sus actores y de la red como un todo.
- Visualizaciones de las comunidades: se utilizó Infomap (Rosvall & Bergstrom, 2008) porque incluye uno de los algoritmos de detección de comunidades disjuntas ampliamente aceptado en la comunidad científica internacional para el análisis de redes sociales. Su método algorítmico descompone una red grande en módulos, viabilizando la descripción de flujos de menciones en dicha red. El mapa resultante es dinámico y muestra características presentes entre la estructura y sus relaciones, lo que simplifica el análisis de patrones y comportamientos de redes a gran escala, como la del presente estudio. Con respecto a las visualizaciones de los 100 actores más influyentes en la campaña Stop Hate for Profit se modelan en RawGraphs 2.0 y edita el svg en el software de diseño Inkscape v1.0.

5.2.3. Análisis de sentimientos: método y herramienta de *software*

El análisis de sentimientos está interesado en las opiniones, sentimientos, valoraciones, actitudes y emociones de las personas hacia las entidades (ej. productos, servicios, organizaciones, individuos, acontecimientos, problemas o temáticas) y sus atributos expresados en texto escrito (Medhat, Hassan & Korashy, 2014; Liu, 2015) mediante el uso de varias técnicas de procesamiento del lenguaje natural (PLN), recuperación de información (RI), minería de datos estructurada y no estructurada (DM) (Ravi & Ravi, 2015).

5.2.3.1. Método y nivel de análisis

El método empleado para realizar un análisis de sentimientos en este estudio es el basado en el léxico (Hu et al, 2013), cuyo proceso de análisis depende de un léxico de sentimientos o léxico de opinión (Liu, 2015). Bajo este enfoque se utilizaron métodos estadísticos para medir la polaridad o valencia de sentimientos (positivo o negativo) (Pawar, Shrishrimal & Deshmukh, 2015), y las emociones de presentes en los tweets obtenidos y las emociones.

5.2.3.2. Reglas y filtrados de la mineración de tweets para el análisis de sentimientos

Los tweets recopilados mediante la API de Twitter fueron preprocesados en una fase de limpieza de datos en la cual se usó el paquete para *R Title Text Mining Package* ('tm') Version 0.7-7 y el paquete *dplyr* para la construcción del *corpus*, el filtrado del campo de texto de cada tweet para eliminar los re-tweets del corpus recolectado y para trabajar con los tweets originales.

Esta etapa comprendió diversas tareas de pre-procesamiento de los datos:

- Conversión al formato UTF-8 (para unificar la correcta representación de los caracteres de los tweets en 8 bits y facilitar así su procesamiento).
- Normalización de mayúsculas y minúsculas usando la función (`tolower`).
- Gestión de las direcciones web con la función: `remove URL`.
- Tokenización: para dividir los sistemas de texto en términos personales o tokens. Para el corpus en inglés se aplican las siguientes funciones:
- Eliminación de las puntuaciones (`remove Numbers function`), el carácter `@` y el símbolo `#`, pero dejando el consecuente topic name.
- Eliminación de los espacios en blanco (`strip Whitespace function`).
- Borrado de las palabras vacías (`removeWords`, `stopwords`), así como la secuencia de RT.

Los paquetes y funciones en R para el análisis de sentimientos y visualizaciones de datos son las librerías utilizadas para las visualizaciones: `wordcloud2`, `ggplot2`, `scales`, `reshape2` y `bar plot`

Para la clasificación de los *sentiment scores*: la función `get_nrc_sentiment` obtiene las emociones y valencia a partir de la consulta al *NRC Dictionary* (Version 0.92) (Mohammad & Turney, 2013). Esta función hace un llamado al diccionario de sentimientos de NRC para clasificar la presencia de las ocho emociones básicas en el *dataset* de tweets recolectados y su correspondiente valencia.

5.3. Resultados

En la recuperación de los tweets emitidos en la campaña se obtuvieron 16 campos de descripción de datos que describen cada comunicación emitida. Los datos recuperados fueron estructurados en un *dataframe* como un objeto de anotación de JavaScript (JSON), cuyos campos de descripción que permiten aplicar un análisis enriquecido (fecha y horario de publicación, *corpus* textual del tweet, descripción del usuario, ubicación, datos sobre el *engagement*, etc.). Este conjunto de datos permite enriquecer el análisis del contexto de los tweets emitidos en la campaña. En cuanto a la categorización de tweets se recuperaron dos conjuntos: orgánicos/originales y re-tweets.

A partir de la colecta realizada y el cálculo de las medidas señaladas para el ARS en Gephi, se obtuvieron las siguientes características cuantitativas que conforma la red Stop Hate for Profit en los dos primeros meses de campaña:

- Total de tweets: 146.771
- Total de tweets orgánicos: 25.480
- Total de re-tweets: 121.291
- Número total de actores: 76.989
- Número total de enlaces: 233.456
- Modularidad: 0,566
- Número de comunidades: 5.609
- Densidad de grado= 6,06465859
- Número de actores débilmente conectados: 5.493
- Número de actores fuertemente conectados: 76.305

La ilustración 22 muestra la distribución en el tiempo de los tweets en el periodo de estudio delineado:

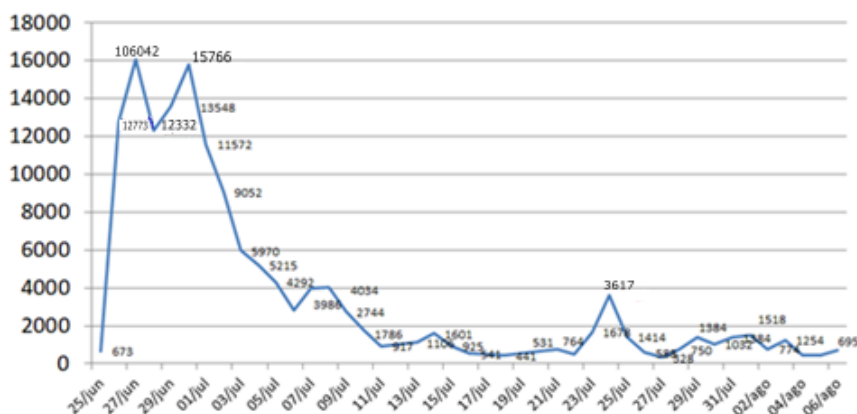


Ilustración 22. Distribución en el tiempo de los tweets recolectados: 2020

Este análisis cuantitativo de los tweets publicados en la campaña, atendiendo a su fecha de publicación, permite diseñar una línea en el tiempo de los principales hitos ocurridos en los dos primeros meses de Stop Hate for Profit. La campaña en sus inicios se caracterizó por la publicación de más de 5 mil tweets diarios, siendo el 27 de junio la fecha de mayor auge de participación, desde el punto de vista cuantitativo con aproximadamente 16.042 tweets publicados. Hasta el 5 de julio del 2.020 los mensajes publicados por la comunidad participante superaron esa cifra inicial; ya posteriormente se observa un descenso en los totales. Se comprueba que estas cifras aumentan como eco de los hitos de la campaña,

por ejemplo, en fechas como el viernes 24 de julio con un total de 3.617 tweets, cuando la coalición #StopHateForProfit, *influencers* y otros participantes enviaron un mensaje unificado en sus redes sociales y otros canales mediáticos, para captar la atención de todos los usuarios de las redes sociales sobre los objetivos de la campaña.

Stop Hate for Profit se define como una campaña cuya estructura de red es grande (76.989 actores) y muy interconectada (densidad promedio = 6,06465859). La siguiente ilustración 23 representa la red por las principales 18 comunidades estructurales que la definen.

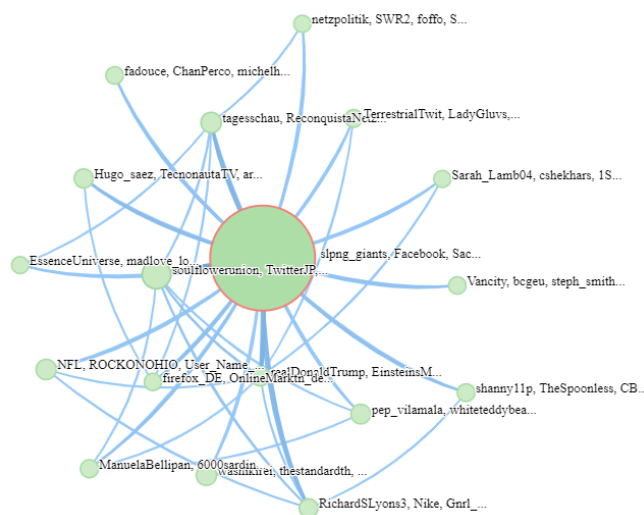


Ilustración 23. Estructura de la red en comunidades

La principal comunidad de la red está conformada por 6.534 nodos y 12.605 vínculos, cuyos nodos centrales coinciden con los actores más populares en la campaña, los cuales son seguidamente analizados.

De 76.989 actores de la red, un total de $n=72.682$ nodos conforman el conjunto de actores con algún valor de grado, de estos los influyentes claves ($n=726$) se identificaron como el 1% superior de usuarios con la medida de grado más alto. La diferencia entre las dos primeras cifras aportadas supone el número de nodos aislados, es decir, que no realizó ninguna mención o que nunca fueron mencionados por otros. Dada la imposibilidad de visualización de la totalidad de los mismos, la ilustración 24 representa de ese conjunto un total de 100 actores con la medida de grado superior.

El modelo de visualización *Circle Packing* de la ilustración 24 muestra los valores de los nodos en una estructura jerárquica representada mediante círculos anidados. La interpretación de la ilustración es la siguiente: a mayor valor de grado el nodo se encuentra al centro de la ilustración, siendo los nodos periféricos los de menor valor dentro de este conjunto seleccionado. El tamaño del nodo se define por el valor del indicador *indegree*, es decir, a mayor tamaño mayor popularidad del actor (menciones recibidas). El valor cromático es ordinal y presenta el valor *outdegree* del actor.

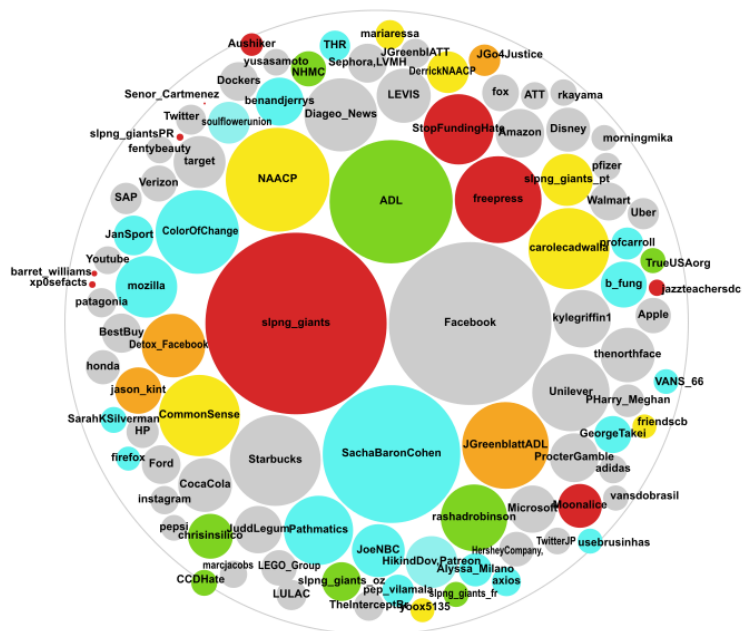


Ilustración 24. Los 100 actores más influyentes en la campaña Stop Hate for Profit

La siguiente ilustración 25 muestra la leyenda para interpretar los valores de outdegree de la ilustración 24.

Color	Código HEX	Valor outdegree
Gris	CCCCCC	0
Azul	#5EF3EE	1-9
Amarillo	#F8E71C	11-20
Verde	#7ED321	21-49
Naranja	#F5A623	50-99
Rojo	#D62728	100-1000

Ilustración 25. Relación jerárquica por valor cromático de la ilustración 24

Se puede advertir a partir del análisis de la ilustración 24 que si bien existen un conjunto de compañías que resultaron muy populares e influyentes en la campaña por el valor de *indegree* no se encuentran entre las cuentas activas en crear vínculos en la comunidad participante. Tal el caso de Starbucks, Unilever, Amazon, Disney, UBER, Walmart, Verizon, Fox, ATT, Dockers la propia Twitter, entre otras grandes compañías que realizan pagos de promoción a Facebook.

Las métricas *indegree* y *outdegree* permiten reconocer, dentro del conjunto de actores, se conoció el rol de los actores en la campaña estos se relacionan en la siguiente ilustración 26:

Actores más populares		Actores más activos	
Usuario Twitter	Indegree	Usuario Twitter	Outdegree
slpng_giants	14772	barret_williams	910
facebook	11883	Senor_Cartmenez	416
SashaBaronCohen	8506	slpng_giantsPR	387
ADL	6816	Xp0sefacts	247
NAACP	4841	jazzteachersdc	225
Starbucks	3712	cukey_3	206
freepress	3379	TRULYUNBIASED	190
JGreenblattADL	3374	duoswisrdewohmi	183
ColorOfChange	3133	slpng_giants	176
CommonSense	2963	jrl99699696	162

Ilustración 26. Relación de actores más populares y activos en la campaña Stop Hate For Profit

El núcleo de los 10 actores más populares está conformado, en su mayoría, por los integrantes de la coalición creadora de Stop Hate for Profit: Sleeping Giants, ADL, NAACP, Free Press, Color of Change y Common Sense, a ellos se les une la compañía de negocio de café Starbucks, que declaró a finales de junio su posible participación en la misma y retirar sus *ads* (anuncios) de Facebook. Sin embargo, los datos demuestran la ausencia de vínculos creados en la red con otros actores en los meses analizados. Resulta interesante destacar la presencia de dos figuras públicas en este grupo, el reconocido actor norteamericano Sacha Baron Cohen, quien recibió un total de 8.506 menciones y el CEO de la ADL Jonathan Greenblatt. Como se observa en el conjunto de los 10 actores más activos, únicamente Sleeping Giants forma parte de ambos núcleos, cumpliendo doble un rol y teniendo una posición destacada en la estructura de la red que conforma la comunidad participante de Stop Hate for Profit.

Otra figura influyente que se destaca en la campaña, aunque con menores valores de outdegree, es Carole Jane Cadwalladr, periodista de investigación y escritora británica para The Observer que fue reconocida internacionalmente en 2018 cuando expuso el escándalo de *Facebook-Cambridge Analytica*.

5.3.1. Términos más frecuentes de Stop Hate for Profit

Como era de esperar en una campaña de este tipo, los temas de los tweets recuperados están dominados por términos relacionados con Facebook, la campaña de boicot y el discurso del odio. La ilustración 27 muestra que los términos más utilizados incluyen 10 relacionados exclusivamente con las compañías llamadas a unirse al movimiento, como Apple, Mozilla, Uber, Amazon, Coca cola y Unilever, entre otros. Desconsiderando el nombre de la campaña, el término más frecuente fue Facebook y Mark Zuckerberg, el nombre del CEO de la compañía. Curiosamente, la discusión no se limita a sumar compañías a la campaña para pausar la publicidad en la plataforma, sino también a eliminar/borrar la cuenta de Facebook haciendo uso del término *eliminateFacebook*, que, aunque aparece entre los más utilizados, en relación al total de 30.004 términos que conforma la matriz de análisis, representa únicamente el 1,3 % del conjunto.



Ilustración 27. Nube de palabra de los términos más frecuentes

Como se aprecia en la nube de palabras, los términos más frecuentes aluden a un llamado a unirse a la campaña en pos de eliminar el discurso del odio presente en la plataforma de Facebook, esto se confirma mediante el análisis de sentimientos del conjunto de tweets obtenidos. Si bien los términos analizados traen una carga emocional representativa que aluden a emociones como el miedo, rabia, disgusto y tristeza, como se visualiza en la ilustración 28, también prevalece una narrativa predominante de sentimientos positivos en los mensajes publicados durante los dos primeros meses de Stop Hate for Profit.

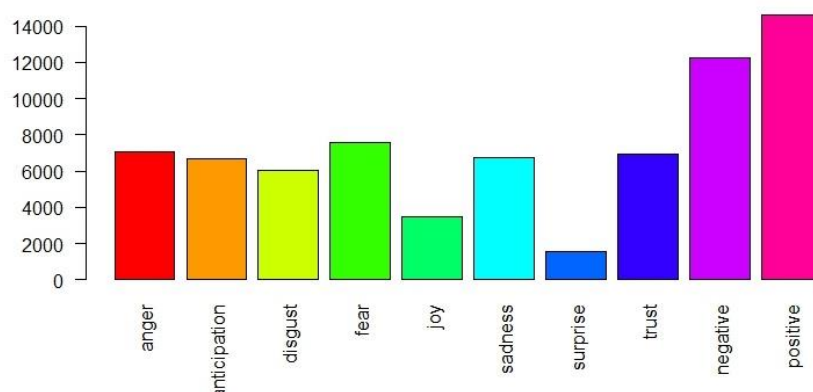


Ilustración 28. Sentimientos y emociones presentes en los tweets orgánicos

Si bien en este análisis de sentimiento no resalta las diferencias significativas en las emociones implícitas en las opiniones del núcleo de los actores activos y populares, sí se visualiza la narrativa general que caracterizó los mensajes emitidos en el llamado internacional contra el discurso del odio presente en Facebook.

5.4. Conclusiones

El reciente boicot de anuncios de Facebook y los anunciantes asociados han recibido una amplia atención pública internacional, mostrando un significativo número de actores populares e influyentes en la campaña. Stop Hate for Profit se caracteriza por presentar una alta modularidad, que indica una sofisticada estructura interna de comunidades que están muy interconectadas, revelando una comunidad cohesionada y construida alrededor de sus propios nodos centrales.

Las organizaciones defensoras de derechos civiles más influyentes y activas fueron la ADL, Detox_Facebook, Freepress, Stop Funding Hate, NACCP y CommonSense. Entre las figuras públicas se encuentra el actor Sacha Baron Cohen, Jason Kint (director ejecutivo de Digital Content Next) y Jonathan Greenblatt (CEO de la ADL).

Existe un conjunto de organizaciones defensoras de los derechos civiles, grupos responsables por los medios y figuras públicas que a la vez de ser altamente populares y prestigiosos en la campaña coinciden en ocupar un rol central en la misma dada la elevada conexión con el resto de los participantes. Como campaña boicot prevalece la emisión de mensajes positivos, por parte de la comunidad participante, cuya finalidad es ejercer presión a la compañía de Facebook sobre la base de principios éticos y morales y en pos de que ésta aumente su responsabilidad social en la lucha contra el discurso del odio.

La combinación del método ARS y los indicadores lingüísticos del análisis de sentimientos parece ser una estrategia metodológica propicia para estudiar movimientos de protesta contra el discurso del odio y otras cosas, considerando la polaridad del sentimiento en la red puede advertir el rol de las conexiones semánticas entre los actores de las campañas. Como resultado de ellos se vislumbra un potencial fundamento para la representación de las comunidades mapeadas por el Análisis de Redes Sociales.

5.5. Referencias

- Bastian, M., Heymann, S. & Jacomy M. (2009). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*.
- Blondel, V. D., Guillaume, J. L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, 2008(10), P10008.
- Caldas, J. M. P., Fonseca, L., Almeida, S., & Almeida, L. (2012). Escuela y diversidad sexual: ¿Qué realidad? *Educação em Revista*, 28, 143-158.
- Chavez, L. R., Campos, B., Corona, K., Sanchez, D., & Ruiz, C. B. (2019). Words hurt: Political rhetoric, emotions/affect, and psychological well-being among Mexican-origin youth. *Social Science & Medicine*, 228, 240-251. doi:10.1016/j.socscimed.2019.03.008

-
- Cross, R., Borgatti, S. P., & Parker, A. (2002). Making invisible work visible: Using social network analysis to support strategic collaboration. *California management review*, 44(2), 25-46.
- Del Fresno García, M., Daly, A. J., & Sánchez-Cabezudo, S. S. (2016). Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales / Identifying the new influencers in the Internet Era: social media and social network analysis. *Reis: Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 23-42.
- Hansen, H., Riano, N. S., Meadows, T., & Mangurian, C. (2018). Alleviating the mental health burden of structural discrimination and hate crimes: the role of psychiatrists. *American Journal of Psychiatry*, 175(10), 929-933.
- Hu, X; Tang, J, Gao, H. & Liu, H. (2013). Unsupervised sentiment analysis with emotional signals. In *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, 607-618. <https://doi.org/10.1145/2488388.2488442>
- Levin, A. (2010) *The Cost of Free Speech: Pornography, Hate Speech, and their Challenge to Liberalism*. Basingstoke: Palgrave Macmillan. 224 p.
- Liu, B. (2015). *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions*. Cambridge university press.
- Medhat, W., Hassan, A. & Korashy, H. (2014) Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams engineering journal*, 5(4), 1093-1113. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.asej.2014.04.011>
- Mohammad, S.M. & Turney, P.D. (2013). Crowdsourcing a word-emotion association lexicon. *Computational Intelligence*, 29(3), 436-465.
- Newman, M. E. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM review*, 45(2), 167-256.
- Ovalle-Perandones, M.A; Marques-Sanchez, P.; Benitez-Andrade, J.A; Fialho, J. (2020). Fundamentos teóricos das redes de Modo 2 e casos aplicados de redes bimodales na saúde. p. 135-161. En: Fialho, J. *Redes sociais ¿Cómo compreendê-las? Uma introdução à análise de redes sociais*. Lisboa: Edições Sílabo.
- Pawar, K.K., Shrishrimal, P.P. & Deshmukh, R.R. (2015). Twitter sentiment analysis: A review. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 6(4), pp.957-964.
- Ravi, K., Ravi, V. (2015). A survey on opinion mining and sentiment analysis: tasks, approaches and applications. *Knowledge-Based Systems*, (89), p.14-46, DOI: 10.1016/j.knosys.2015.06.015
- Rosvall, M., & Bergstrom, C. T. (2007). Maps of information flow reveal community structure in complex networks. *arXiv preprint physics.soc-ph/0707.0609*.
- Scott, J (2017). *Social Network Analysis*. 4th ed. London: SAGE Publications Ltd.p. 249.
- Trindade, L & Valério, P. (2020) Mídias sociais e a naturalização de discursos racistas no Brasil. En: SILVA, Tarcízio. *Comunidades, algoritmos e ativismos digitais: olhares afrodiaspóricos*. São Paulo: Editora LiteraRUA.
- Tynes, B. M., Giang, M. T., Williams, D. R., & Thompson, G. N. (2008). Online racial discrimination and psychological adjustment among adolescents. *Journal of adolescent health*, 43(6), 565-569.
- Wasserman, S. & Faust, K. (2013). *Análisis de redes sociales. Métodos y aplicaciones*, 10. CIS-Centro de Investigaciones Sociológicas.