

Actas del VI Summer Course en ARS y VI Workshop de Investigación: ARS Y SALUD

Editores:

Elena Andina-Díaz

Natalia Arias-Navarro

José Alberto Benítez-Andrades

Pilar Marqués-Sánchez

María Antonia Ovalle-Perandones

Arrate Pinto-Carral



2023

Villafranca del Bierzo (León, España):

8 – 10 de julio de 2021



SERVICIO
DE PUBLICACIONES
UNIVERSIDAD DE LEÓN

Actas del VI Summer
Course en ARS y VI
Workshop de
Investigación: ARS Y
SALUD

Summer Course en ARS (6ª. 2021. León)

Actas del VI Summer Course en ARS y VI Workshop de Investigación : ARS Y SALUD : Villafranca del Bierzo (León, España) : 8-10 de julio de 2021 / editores, Elena Andina-Díaz ... [et al.]. – León : Universidad de León, Servicio de Publicaciones, 2023.

1 recurso en línea (60 p.) : col

Título tomado de la portada del PDF

ISBN 978-84-19682-22-1

1. Redes sociales-Congresos. 2. Salud-Congresos. I. Andina-Díaz, Elena. II. Universidad de León. Servicio de Publicaciones. III. Título.

316.353(062)

159.938.363.6(062)

Edita: UNIVERSIDAD DE LEÓN. Servicio de Publicaciones

Fotografía de portada: © José-Alberto Benítez-Andrades

ISBN: 978-84-19682-22-2



Atribución No Comercial Sin Derivadas 4.0 Internacional

Usted es libre de:

Compartir, copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato bajo los siguientes términos:

Atribución: Usted debe dar crédito de manera adecuada, brindar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.

No Comercial: Usted no puede hacer uso del material con propósitos comerciales.

Sin Derivadas: Si remezcla, transforma o crea a partir del material, no podrá distribuir el material modificado.

León, 2023



Esta editorial es miembro de UNE, lo que garantiza la difusión y comercialización de sus publicaciones a nivel nacional e internacional.

Actas del VI Summer Course en ARS y VI Workshop de Investigación: ARS Y SALUD

Editores:

Elena Andina-Díaz

Natalia Arias-Navarro

José Alberto Benítez-Andrades

Pilar Marqués-Sánchez

María Antonia Ovalle-Perandones

Arrate Pinto-Carral



2023

Villafranca del Bierzo (León, España):

8 – 10 de julio de 2021

Índice

Prefacio	11
Capítulo 1. Minería de datos de los medios sociales: herramientas para recopilar datos de Twitter	13
1.1. Introducción	14
1.2. Retos de la minería de medios sociales y teorías sociales	14
1.2.1. Problemática de la minería de los medios sociales	14
1.2.2. Teorías en los medios sociales	15
1.3. Recolección de datos mediante la herramienta Netlytic	16
1.3.1. Creación del proyecto de importación de datos	16
1.3.2. Análisis de los datos recolectados	17
1.4. Conclusiones finales e información complementaria	14
1.5. Referencias	20
Capítulo 2. Red de consumo de cannabis y su relación con el estrés en estudiantes adolescentes	21
2.1. Introducción	21
2.1.1. Cannabis	21
2.1.2. Estrés y adolescencia	22
2.1.3. Adolescencia y Redes	22
2.2. Metodología	22
2.2.1. Variables e instrumentos	22
2.2.2. Análisis de datos	23
2.2.3. Consideraciones éticas	23
2.3. Resultados	23
2.4. Discusión y conclusión	20
2.5. Referencias	21
Capítulo 3. HITS: caracterizando a los profesionales de enfermería bien informados y buenos informantes	27
3.1. Introducción	27
3.1.1. Del conocimiento científico a las redes de traslación	23
3.1.2. La innovación y las redes sociales	23
3.1.3. <i>Hubs</i> y <i>authorities</i> en la adopción del conocimiento científico	30
3.2. Metodología	31
3.2.1. Sujetos de estudio. Captación de los sujetos de estudio y tamaño muestral	31
3.2.2. Variables	32
3.2.3. Recogida de información	33
3.2.4. Análisis de la información	33
3.3. Resultados	33
3.3.1. Redes de los ítems 3, 4 y 5: las de información/consejo y colaboración	34
3.4. Conclusiones	35
3.5. Referencias	36
Capítulo 4. Modelado de temas y análisis de redes sociales en Twitter durante el Día Mundial de las Enfermedades Raras	33
4.1. Introducción	33
4.1. Metodología	41

4.3.	Resultados	41
4.3.1.	Cuentas más participativas	41
4.3.2.	Mensajes más retuiteados y hashtags más utilizados	43
4.3.3.	Modelado de temas con Latent Dirichlet Allocation (LDA).....	44
4.3.4.	Análisis de redes sociales	45
4.4.	Conclusiones	47
4.5.	Referencias	41
Capítulo 5. Analizando la campaña #StopHateforProfit en Twitter con Análisis de Redes Sociales		49
5.1.	Introducción	49
5.2.	Metodología.....	51
5.2.1.	Medidas del ARS.....	51
5.2.2.	Fuente, limpieza y normalización de los datos para el ARS	52
5.2.3.	Análisis de sentimientos: método y herramienta de <i>software</i>	53
5.3.	Resultados	54
5.3.1.	Términos más frecuentes de Stop Hate for Profit	58
5.4.	Conclusiones	59
5.5.	Referencias	59

Índice de ilustraciones

Ilustración 1. Pantalla inicial para crear un nuevo conjunto de datos desde Netlytic.org	11
Ilustración 2. Pantalla para gestionar los conjuntos de datos creados con Netlytic.org	12
Ilustración 3. Pantalla de previsualización de datos importados mediante Netlytic.org	18
Ilustración 4. Pantalla de extracción de palabras clave y categorización de datos importados en Netlytic.org	18
Ilustración 5. Pantalla para seleccionar qué tipo de relaciones generan una red en Netlytic.org	19
Ilustración 6. Resultados para el estrés	23
Ilustración 7. Métricas de la red de consumo	23
Ilustración 8. Red de consumo del aula	24
Ilustración 9. Red de consumo del aula, en la que el tamaño del nodo hace referencia a las manifestaciones fisiológicas del estrés	25
Ilustración 10. Ítems originales de ARS y su adaptación para el estudio	32
Ilustración 11. Características de los participantes (N=77)	34
Ilustración 12. Hubs y authorities identificados en cada ítem y unidad (Red 3. A quién pides consejo; red 4. Con quién colaboras; red 5. A quién has dado consejo)	35
Ilustración 13. Estilos permitidos y su uso	41
Ilustración 14. Cuentas de twitter más participativas	42
Ilustración 15. Cuentas de twitter con más contenido original	42
Ilustración 16. Mensajes más retuiteados	43
Ilustración 17. Hashtags más utilizados	44
Ilustración 18. Modelado de temas con LDA	44
Ilustración 19. Red de retuits resaltando las cuentas más retuiteadas	45
Ilustración 20. Red de retuits resaltando las cuentas más influyentes	46
Ilustración 21. Red de retuits resaltando las cuentas con mayor capacidad de intermediación	40
Ilustración 22. Distribución en el tiempo de los tweets recolectados: 2020	54
Ilustración 23. Estructura de la red en comunidades	55
Ilustración 24. Los 100 actores más influyentes en la campaña Stop Hate for Profit	56
Ilustración 25. Relación jerárquica por valor cromático de la ilustración 24	56
Ilustración 26. Relación de actores más populares y activos en la campaña Stop Hate For Profit	57
Ilustración 27. Nube de palabra de los términos más frecuentes	58
Ilustración 28. Sentimientos y emociones presentes en los tweets orgánicos	52

Prefacio

Preface

ARIAS-RAMOS, Natalia (1), PINTO-CARRAL, Arrate (2)

(1) Universidad de León, Campus de Ponferrada, Avenida de Astorga, 15, 24401, Ponferrada, León, narir@unileon.es; (2) Universidad de León, Campus de Ponferrada, Avenida de Astorga, 15, 24401, Ponferrada, León, apinc@unileon.es.

El objetivo del “Summer Course en Análisis de Redes Sociales” siempre ha sido construir un entorno de formación ideal. En la medida de lo posible se ha pretendido tejer redes que enriquezcan a los investigadores implicados, mejorando la comunicación y, por lo tanto, las investigaciones que se llevan a cabo utilizando esta metodología científica. De esta forma, fruto de esta conexión dentro de un entorno ideal, se han podido crear lazos hasta el momento inexistentes de los que han surgido colaboraciones de cara a proyectos de investigación de gran envergadura.

Este “Summer Course” ya tiene años de trayectoria. Desde el año 2011 y bianualmente, se han venido celebrando las distintas ediciones de este Summer, en donde investigadores noveles y no tan noveles se han formado en “Análisis de Redes Sociales” de la mano de expertos nacionales e internacionales de universidades prestigiosas de todo el mundo. Por mencionar a algunos de los grandes investigadores que han acudido en calidad de ponentes, están Steve Borgatti, José Luis Molina, Isidro Maya, Marta Varanda, etc... A todos y cada uno de ellos los recordamos con admiración y especial cariño.

Efectivamente, Steve Borgatti fue uno de los investigadores que acudió presencialmente a nuestra primera edición ya que, para Pilar Marqués, directora de este Summer en anteriores ediciones, ha sido uno de sus pilares fundamentales en la formación de este método. Los lazos creados en su estancia en Kentucky, tanto con él como con el resto de su equipo, hicieron que fuera posible la visita de Steve Borgatti a Ponferrada. También José Luis Molina e Isidro Maya han sido figuras claves, ya que han apoyado todas las ediciones llevadas a cabo y han enriquecido con su presencia y sus conocimientos la formación del alumnado.

Este año se llevó a cabo nuestro “VI Summer Course” durante los días 8, 9 y 10 de julio en Villafranca del Bierzo. De hecho, en honor a esta fantástica villa berciana tan acogedora, el “Summer Course” de este año tuvo por título: “En-REDando en Villafranca del Bierzo”. Fueron tres días de aprendizaje inolvidables en donde se compartió conocimiento y experiencias sobre el “Análisis de Redes Sociales” y donde se generaron nuevas relaciones de provecho para los distintos proyectos todavía en fases iniciales. El objetivo, como siempre, sumar masa investigadora en “Análisis de Redes Sociales”, cohesionar las relaciones de los asistentes y mantener viva la curiosidad por explicar la realidad social desde una perspectiva de estructura y de conectividad.

Para esta convocatoria tuvimos la suerte de contar de nuevo con Steve Borgatti (*on line*) para la conferencia de apertura, así como con Daniel Holgado para abordar el tema de la estadística aplicada al ARS para un mejor manejo e interpretación de los datos recogidos en los trabajos de campo y Roser Fernández para abordar las redes personales. Por último, José Alberto Benítez Andrades impartió un *workshop* sobre minería de datos aplicada a los medios sociales.

Daniel Holgado es profesor ayudante doctor del Departamento de Psicología Social de la Universidad de Sevilla. Puedo asegurar que, al margen de ser un excelente investigador y docente, es una bellísima persona. Sus líneas de investigación están orientadas al ámbito de prevención comunitaria, aplicando el “Análisis de Redes Sociales” en contextos comunitarios. Ha participado en proyectos nacionales e internacionales en diversos países de Latinoamérica.

Roser Fernández es enfermera docente en la Facultad de Enfermería de la Universidad de Cantabria. Apasionada de las “Redes Sociales” domina y explica las “Redes Personales o Egocéntricas” a la perfección, sobre todo las relacionadas con la salud, así como con la calidad de vida, el apoyo social, los determinantes sociales de la salud y la transmisión de enfermedades infecciosas. También es miembro en el grupo de trabajo de EgoLab, el laboratorio de redes personales y comunidades de la Universidad Autónoma de Barcelona.

Por último, José Alberto Benítez es profesor ayudante doctor en el área de Ingeniería de Sistemas y Automática en la Universidad de León. Sus líneas de investigación se centran en la Inteligencia Artificial, concretamente en el ámbito de la Ingeniería del Conocimiento, Web Semántica y el uso y aplicación de ontologías y grafos de conocimiento a distintos ámbitos, actualmente uniendo esta disciplina al “Análisis de Redes Sociales”.

Todos los investigadores expertos que participaron de esta VI edición, se contagiaron de la magia del Camino de Santiago. Los “caminos” son unos de los constructos a estudio en el ARS, y por ello forman parte de nuestro programa, dado que caminando conectamos y compartimos, creando una nueva red. Alumnos y expertos pudieron presentar y discutir las investigaciones finalizadas o en curso, estableciendo así nuevos nodos y relaciones.

A continuación, el lector puede acceder en forma de capítulo a algunas de las ponencias expuestas en el “Summer Course de Análisis de Redes Sociales” del año 2021. Nos hubiera gustado recopilar más, pero lamentablemente y por distintos motivos no pudo ser. Esperemos que os gusten.

Capítulo 1. Minería de datos de los medios sociales: herramientas para recopilar datos de Twitter

Social media data mining: tools for collecting Twitter data

BENÍTEZ-ANDRADES, José-Alberto (1)

(1) Grupo de Investigación Salud, Bienestar y Sostenibilidad Sociosanitaria (SALBIS), Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Sistemas y Automática, Universidad de León, Campus de Vegazana s/n, 24071, León, España, jbena@unileon.es.

Resumen

En la actualidad la minería de datos de los medios sociales suele estar centrada en recopilar información procedente de Twitter. Uno de los principales problemas en el análisis de redes sociales en estos casos es la adquisición de los datos en forma de grafo. La posibilidad de hacer esta labor «a mano», es impensable cuando se tratan redes de cientos o miles de nodos en constante comunicación entre ellos. Twitter, además, es un ejemplo muy claro de esta problemática. De cualquier *trending topic* se pueden generar cientos de tweets en una hora. Es necesario herramientas de adquisición de todos esos datos de una forma automatizada utilizando las posibilidades que la propia red social ofrece. Un ejemplo de herramienta que ofrece una obtención de datos, con limitaciones, es la herramienta Netlytic. No es la única, pero es sencilla de utilizar. En este documento se muestra un caso de uso de un proyecto recopilado con Netlytic y graficado mediante Gephi.

Palabras clave: Minería de datos, Análisis de redes sociales, Twitter, Gephi, Netlytic.

Abstract

Currently, social media data mining is often focused on collecting information from Twitter. One of the main problems in social network analysis in these cases is the acquisition of data in the form of a graph. The possibility of doing this task "by hand" is unthinkable when dealing with networks of hundreds or thousands of nodes in constant communication with each other. Twitter, moreover, is a very clear example of this problem. Any trending topic can generate hundreds of tweets in an hour. Tools are needed to acquire all this data in an automated way using the possibilities offered by the social network itself. An example of a tool that offers data acquisition, with limitations, is the Netlytic tool. It is not the only one, but it is simple to use. This document shows a use case of a project collected with Netlytic and plotted using Gephi.

Keywords: Data mining, Social Network Analysis, Twitter, Gephi, Netlytic.

1.1. Introducción

Según (Zafarani et al., 2014), los datos procedentes de los medios sociales son significativamente distintos a los obtenidos mediante otras vías más tradicionales dentro del contexto de la minería de datos. Los datos obtenidos mediante este tipo de medios suelen tener un tamaño muy elevado y, además, es común obtener datos generados por los usuarios siendo estos desestructurados y teniendo un alto nivel de ruido. Este hecho provoca que se deban realizar distintas formas de análisis de datos en combinación con el análisis de redes sociales procedente de las teorías sociales.

Es posible combinar las teorías sociales con distintos métodos computacionales de forma que se estudie cómo los individuos interactúan y cómo se forman las comunidades. De este tipo de análisis surge lo que se conoce como minería de los medios sociales. Se llama así al proceso de representar, analizar y extraer patrones de datos de los medios sociales. Esta área de investigación provoca la necesidad de crear un nuevo perfil de científico de datos el cual debe tener un conocimiento elevado en las teorías sociales, pero también en las teorías computacionales. De esta forma será posible que resuelva problemas haciendo uso tanto de las teorías sociales como de las herramientas computacionales dentro del mundo de los medios sociales.

Dentro de los medios sociales surgen los conceptos de átomos sociales (individuos, usuarios, etc.); entidades (contenidos, sitios, redes, etc.); interacciones entre átomos y entidades (entre átomo y átomo, o entre átomo y entidad). El proceso completo de minería de datos se compone de tres tareas principales: (1) recolectar información sobre átomos y entidades; (2) medir sus interacciones; (3) descubrir patrones para entender el comportamiento humano.

Para poder realizar una minería de datos sobre la red social Twitter, existen distintas herramientas que permiten realizar esta tarea sin necesidad de ser expertos en ingeniería informática, por ejemplo: Netlytic, T-Hoarder, Socioviz o Tweepy. A lo largo de este capítulo se expondrá un caso práctico haciendo uso de la herramienta Netlytic combinada con la herramienta Gephi para realizar un análisis de redes sociales completo.

1.2. Retos de la minería de medios sociales y teorías sociales

En esta sección se exponen distintos problemas existentes a la hora de realizar una minería de datos en los medios sociales y, también, se enumeran tres teorías sociales necesarias para realizar un buen análisis de redes sociales sobre estos datos.

1.2.1. Problemática de la minería de los medios sociales

Existen diversos problemas dentro del ámbito de la minería de los medios sociales que deben tenerse en cuenta siempre que se vaya a hacer uso de esta metodología de la investigación.

En primer lugar, hay que destacar que la cantidad de datos existente en los medios sociales es muy elevada. Sin embargo, a la hora de estudiar un individuo en cuestión, es posible que no se disponga de mucha información sobre él. Por ello se recomienda utilizar distintos medios sociales, dimensiones,

fuentes y procedencia de datos que añadan o completen con más información a cada individuo de estudio.

En muchas ocasiones las APIs de los medios sociales no ofrecen una total libertad a la hora de obtener la información que posteriormente queremos analizar. Esto puede provocar que la información obtenida no sea representativa de la información sobre cada individuo o átomo social.

Además, cuando se trabaja con grandes cantidades de datos, se suelen realizar tareas de preprocesamiento y eliminación de ruido que, en algunos casos, pueden eliminar información que quizá sí era representativa para el estudio en cuestión. El ruido que se obtiene en un conjunto de datos dependerá de la tarea que se esté realizando.

Por todo ello se puede decir que, en comparación con la minería de datos tradicional, los datos de los medios sociales son numerosos, relacionados, ruidosos, altamente desestructurados e incompletos y, por todo ello, difieren de los datos de la minería de datos tradicional (Tang et al., 2014).

El científico de datos encargado de analizar y minar los datos de los medios sociales, debe ser consciente de la naturaleza de los datos que va a analizar para tener una perspectiva completa. Solo de esta forma podrá realizar un proceso de filtrado de datos idóneo, realizará buenas hipótesis y obtendrá unos patrones de comportamiento útiles para obtener conclusiones.

1.2.2. Teorías en los medios sociales

Para poder explicar los distintos tipos de fenómenos sociales se utilizan distintas teorías sociales. De entre todas ellas, hay tres que son las más utilizadas: (1) teoría de correlación social, (2) teoría del balance y (3) teoría del estatus.

La teoría de correlación social está basada en dos procesos que suceden de forma alternativa, la homofilia social y la influencia. La homofilia social es lo que se conoce como “el amor a lo mismo”. Se trata de la tendencia de los individuos a asociarse y relacionarse con otros similares. En este caso, los individuos suelen compartir características comunes (valores, educación, creencias, etc.). A este proceso también se le conoce como asortatividad. Por otro lado, la influencia es aquella que representa la acción de que los individuos suelen seguir el comportamiento de las personas más próximas (La Fond & Neville, 2010; Neville & Jensen, 2007).

Por otro lado, la teoría del balance o del equilibrio social se basa en el equilibrio o desequilibrio de la relación de confianza en las relaciones entre dos o tres personas. De esta teoría se obtiene que los miembros de un mismo grupo tienen afinidad entre ellos y los miembros de distintos grupos sienten aversión. Mediante esta teoría se suele enunciar que “los amigos de mis amigos, son mis amigos” o que “los enemigos de mis amigos son mis enemigos”.

Por último, la teoría del estatus es aquella mediante la cual es posible describir la posición social que ocupa un individuo dentro de una sociedad o en un grupo social de personas.

1.3. Recolección de datos mediante la herramienta Netlytic

Para extraer redes de Twitter, se va a utilizar la herramienta online Netlytic disponible en la web www.netlytic.org. Esta herramienta permite al usuario conectar su cuenta de Twitter y extraer hasta 1.000 tuits realizando la búsqueda que desee (por usuario, hashtag o cualquier término).

1.3.1. Creación del proyecto de importación de datos

El primer paso es registrarnos en la plataforma. Una vez nos hemos registrado, disponemos gratuitamente de tres importaciones de datos posibles desde Twitter.

Para obtener un nuevo conjunto de datos, hacemos click sobre el menú *New Dataset*, indicamos un nombre para nuestro conjunto de datos en el campo *Dataset Name* y escribimos el término o términos a buscar en el campo *Search Keywords*. Dentro de este campo es posible usar operadores booleanos como “AND” u “OR” para realizar una búsqueda avanzada. En la ilustración 1 se puede observar un ejemplo de esta pantalla.

The screenshot shows the Netlytic web interface for creating a dataset. At the top, there are tabs for different data sources: Twitter, YouTube, Google Sheets, Text File, RSS, and Reddit. The 'Twitter' tab is active. Below the tabs, there is a yellow box with a blue information icon and the text 'Twitter API information and limitations'. Underneath, it says 'Twitter account linked with Netlytic: jabenitez88'. There is a text input field for 'Dataset Name' containing 'Salvador Illa' and a note '(No Special Characters)'. Below that, it says 'Select all that apply. You can mix and match the filters.' There are three main sections: 1. 'Search Keywords' with a text input field containing 'Salvador Illa OR Illa'. Below this is a note: 'You can use Boolean search operators (AND OR) to compose an advanced query. Because the search uses Twitter's API v1.1, OR is applied before AND. We suggest using (parentheses) to group search terms and operators together.' 2. 'Filter by language' with a dropdown menu set to 'Spanish'. Below this is a note: 'Twitter currently supports 70 languages and dialects'. 3. 'Only INCLUDE tweets from users located within the given radius of the given location (fyi. most users don't disclose their location):'. This section has three input fields: 'Latitude' with the value '40.7580622', 'Longitude' with the value '-73.98552', and 'Radius' with the value '0'. To the right of these fields are two radio buttons: 'km' (selected) and 'miles'. At the bottom, there is a note: 'Note: Use [Google Map](#) to identify the latitude & longitude of a desired location.'

Ilustración 1. Pantalla inicial para crear un nuevo conjunto de datos desde Netlytic.org

Además de los dos parámetros indicados anteriormente, desde esta interfaz es posible personalizar los siguientes parámetros de búsqueda:

- Idioma: mediante este campo es posible seleccionar el idioma de los tuits que se recopilan.
- Tuits localizados según geolocalización: en este campo el usuario puede seleccionar una latitud, una longitud y un radio en Km o millas para que los datos recopilados se encuentren en la zona indicada.

- Criterios de inclusión: esta herramienta ofrece la oportunidad de incluir tuits que contengan retuits, respuestas, imágenes, vídeos, enlaces o noticias si se desea.
- Criterios de exclusión: también permite excluir por alguno de los criterios anteriormente mencionados.
- Número mínimo de retuits: se puede determinar una cifra mínima de retuits que deben tener los tuits que se recopilan.
- Número mínimo de “me gusta”: se puede determinar una cifra mínima de “me gusta” que deben tener los tuits que se recopilan.
- Tuits dirigidos a un usuario: es posible indicar que los tuits vayan dirigidos a un usuario determinado.
- Tuits realizados por un usuario: es posible indicar que los tuits estén escritos por un usuario determinado.

Una vez determinados todos los parámetros, se debe pulsar el botón “import” y el proyecto entrará en una cola de tareas. Al finalizar, el usuario podrá ver los resultados obtenidos mediante la búsqueda personalizada indicada.

1.3.2. Análisis de los datos recolectados

Tras finalizar el proceso de importación, se observa una búsqueda realizada tal y como se muestra en la ilustración 2.

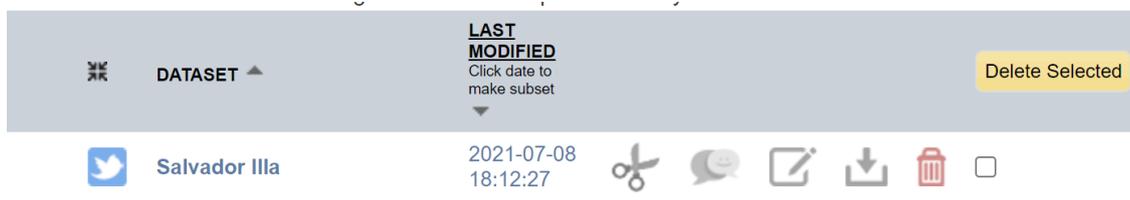


Ilustración 2. Pantalla para gestionar los conjuntos de datos creados con Netlytic.org

Desde esta pantalla es posible acceder a los datos haciendo click sobre el título del *dataset*. También es posible editar la búsqueda, eliminarla o descargar los datos directamente.

Tras hacer click en el título del *dataset* es posible ver una previsualización de los datos recopilados. También es posible descargar los datos en formato hoja de cálculo o CSV tal y como se muestra en la ilustración 3.

Dataset: Salvador Illa

Download this dataset to your computer as an Excel  or CSV 

Search (non-English search is case-sensitive)

1 2 3 ... 537 NEXT

DATE	USER	POSTS, N = 5362
2021-06-30	Yolscf	Salvador Illa tenía que ser médico para gestionar una pandemia. Menos mal, Toni es un reputado filólogo. https://t.co/pPC7Lo5cTS

Ilustración 3. Pantalla de previsualización de datos importados mediante Netlytic.org

En el siguiente paso el usuario puede realizar un análisis de los textos como se aprecia en la ilustración 4.

DATASET: SALVADOR ILLA

KEYWORD EXTRACTOR

of unique words found 0

ANALYZE 5362 REMAINING POSTS

Select a field that contains the message content:

MANUAL CATEGORIES

CREATE/EDIT CATEGORIES
RESET

ANALYZE 5362 REMAINING POSTS

Select a field that contains the message content:

Start by using the "Keyword Extractor" to identify popular topics in this dataset, as measured by word frequency.

The results can be visualized using a "Words Cloud" showing popular topics.

WHAT FIELD TO USE FOR ANALYSIS: DESCRIPTION VS TITLE?

— Once you start the analysis, your request will be queued and executed on the server-side, so feel free to close the browser or work with other datasets while you are waiting for the results.

Start by clicking on the "Create/Edit Categories" button to manually create categories of words and phrases to represent broader concepts such as *positive* vs *negative* words.

Netlytic will then automatically identify and count what records in your dataset belong to what category. The results are visualized as an interactive "Treemap" visualization.

If this is your first time using this feature, Netlytic will offer to use demo categories. You can change them later.

— Unlike the Keyword Extractor, to complete the analysis, please keep your browser open and do not change the page until the progress bar reaches 100%.

Ilustración 4. Pantalla de extracción de palabras clave y categorización de datos importados en Netlytic.org

Seguidamente, se pueden analizar las redes seleccionando qué consideramos que es un enlace de entre las siguientes opciones:

- Usuario A responde a usuario B.
- Usuario A cita a usuario B.
- Usuario A retuitea a usuario B.
- Usuario A menciona a usuario B.

Estas opciones se observan en la ilustración 5:

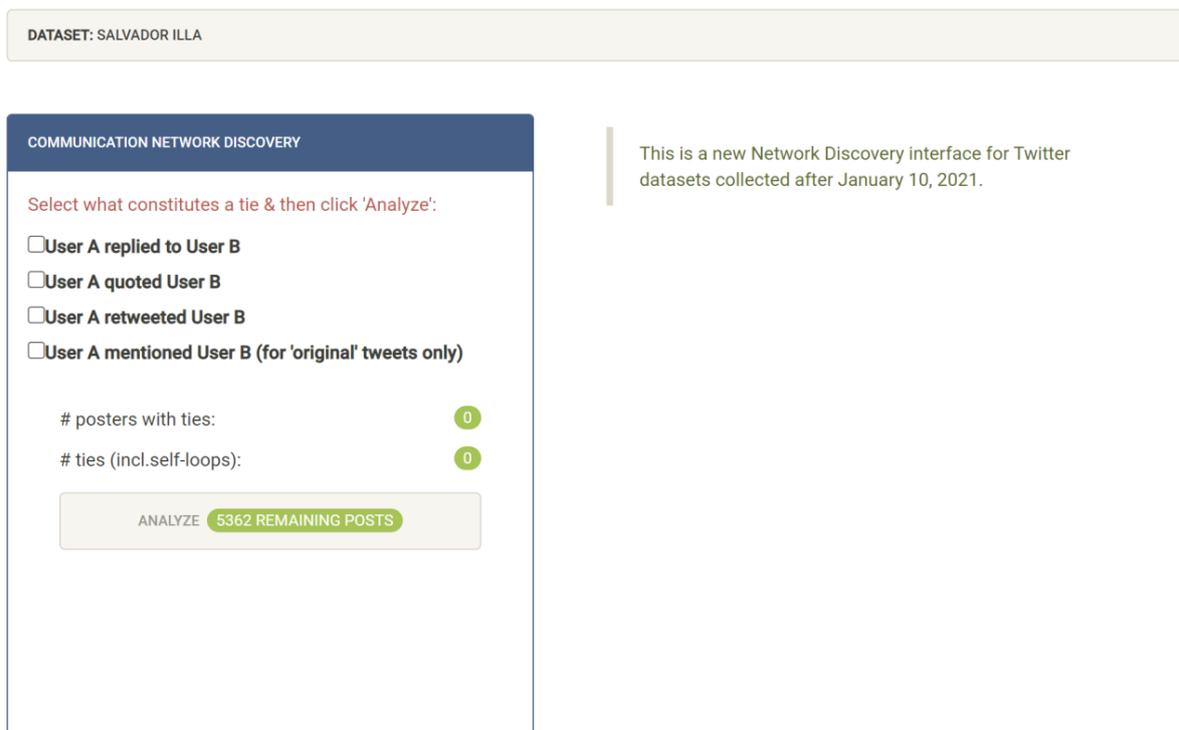


Ilustración 5. Pantalla para seleccionar qué tipo de relaciones generan una red en Netlytic.org

Tras haber seleccionado el patrón de enlace, la plataforma ofrece la opción de exportar la red en distintos formatos:

- Lista de aristas.
- Fichero en formato .gefx para abrir mediante Gephi.
- Fichero en formato GraphML.

Una vez descargada la red en formato .gefx es posible abrirla mediante Gephi y graficar haciendo uso de las distintas funcionalidades que ofrece Gephi.

1.4. Conclusiones finales e información complementaria

Gracias a la herramienta Netlytic es posible realizar un proceso de recolección de datos de forma sencilla a través de la plataforma Twitter configurando distintos datos para la misma como, por ejemplo, los términos de búsqueda, el idioma o los criterios de inclusión y exclusión basados en distintas métricas de Twitter. Tras esta recolección de datos, y de formas sencilla, es posible graficar la red y calcular las

distintas métricas de un análisis de redes sociales como, por ejemplo, la densidad, el diámetro o la centralidad de la red gracias a la herramienta Gephi y a la compatibilidad que ofrece Netlytic con esta. Para aprender a utilizar las distintas funcionalidades de Gephi se recomienda al lector que haga uso de la guía oficial de Gephi disponible en su sitio web <https://gephi.org/users/>.

1.5. Referencias

- La Fond, T., & Neville, J. (2010). Randomization tests for distinguishing social influence and homophily effects. *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, 601-610. <https://doi.org/10.1145/1772690.1772752>
- Neville, J., & Jensen, D. (2007). Relational Dependency Networks. *The Journal of Machine Learning Research*, 8, 653-692.
- Tang, J., Chang, Y., & Liu, H. (2014). Mining social media with social theories. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 15(2), 20-29. <https://doi.org/10.1145/2641190.2641195>
- Zafarani, R., Abbasi, M. A., & Liu, H. (2014). *Social Media Mining: An Introduction*. Cambridge University Press.

Capítulo 2. Red de consumo de cannabis y su relación con el estrés en estudiantes adolescentes

Cannabis use network and its relationship to stress in adolescent students

MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, MARÍA-CRISTINA (1), GARCÍA-RODRÍGUEZ, ISAÍAS (2), GRANADO-SOTO, MIRENA (3), GARCÍA-FERNÁNDEZ, RUBÉN (4), TREVISSÓN-REDONDO, BIBIANA (5), LIÉBANA-PRESA, CRISTINA (6)

(1) Universidad de León, Campus de Ponferrada, Avenida de Astorga, 15, 24401, Ponferrada, León, mmartf@unileon.es; (2) Universidad de León, Escuela de Ingenierías, Campus de Vegazana, s/n 24071, León, España, isaias.garcia@unileon.es; (3) Hospital Universitario del Bierzo, Calle Médicos sin Fronteras, 7, 24404 Ponferrada, León, España, mgras@unileon.es; (4) Hospital Universitario del Bierzo, Calle Médicos sin Fronteras, 7, 24404 Ponferrada, León, España, rgarcf@unileon.es; (5) Hospital Universitario del Bierzo, Calle Médicos sin Fronteras, 7, 24404 Ponferrada, León, España, btrer@unileon.es; (6) Hospital Universitario del Bierzo, Calle Médicos sin Fronteras, 7, 24404 Ponferrada, León, España, cristina.liebana@unileon.es

Resumen

La adolescencia es un periodo de cambios asociados a un incremento del estrés, y una etapa de especial vulnerabilidad para el inicio de consumo de cannabis. Debido a que en esta etapa adquieren mayor importancia las relaciones entre iguales, ¿existe relación entre las redes, el consumo y el estrés?

Palabras clave: Adolescentes, Uso de cannabis, Análisis de Redes Sociales, Estrés.

Abstract

Adolescence is a period of change associated with increased stress, and a particularly vulnerable time for the initiation of cannabis use. As peer relationships become more important at this stage, is there a relationship between networks, cannabis use and stress?

Keywords: Adolescents, Cannabise Use, Social Network Analysis, Stress.

2.1. Introducción

2.1.1. Cannabis

De acuerdo con los datos más recientes de la Organización Mundial de la Salud (OMS), un 4.7% de los jóvenes de 15 a 16 años ha consumido cannabis (Organización Mundial de la salud, 2020). En España, el cannabis es la droga ilegal más consumida parte de los jóvenes, donde la edad de inicio se sitúa en los 14.8 años, y , aproximadamente, 398,600 estudiantes de 14 a 18 años ha consumido cannabis (Observatorio español de las Drogas y las Adicciones, 2019).

El consumo de cannabis a edades tempranas se relaciona con múltiples factores de riesgo, entre ellos destaca el fracaso escolar, la aparición de conductas problemáticas y sus consecuencias pueden verse en la edad adulta con un mayor riesgo de desarrollar depresión e ideaciones suicidas (Gobbi et al., 2019).

2.1.2. Estrés y adolescencia

En la adolescencia se produce un incremento del estrés vital debido a las nuevas situaciones a las que tienen que hacer frente los adolescentes, lo cual es un factor de riesgo para el inicio de consumo de sustancias (Calvete & Estévez, 2009). Además, el cannabis puede aparecer como un mecanismo de escape ante el estrés (Low et al., 2012), donde la literatura señala que aquellos individuos que no consumen sustancias tienen mayor estrés que los consumidores (Molero Jurado et al., 2019). Los jóvenes consumidores experimentan un mayor nivel de eventos psicóticos atenuados en el que el consumo se encuentra relacionado con múltiples problemas de ajuste emocional y comportamental (Fonseca-Pedrero et al., 2019).

2.1.3. Adolescencia y Redes

La transición a la adolescencia está marcada por un incremento en la frecuencia de interacciones entre iguales, la familia pasa a un segundo plano y adquiere mayor peso la influencia de los pares. Es en esta etapa en la que se produce una motivación por parte de los adolescentes para desarrollar un sentido estable de identidad a través de la adopción de nuevos roles sociales y experiencias y la influencia de los pares permite explicar el comportamiento de los estudiantes (Brechwald & Prinstein, 2011). Por lo tanto, el Análisis de Redes Sociales (ARS) permite conocer aquellos individuos con mayor influencia a la hora de contagiar determinados tipos de comportamientos y ser útil para determinar susceptibilidad para el inicio de consumo de cannabis.

Por todo lo expuesto anteriormente, se establece como objetivo del presente trabajo describir y analizar la estructura de la red de consumo de cannabis y relacionarlo con el estrés en estudiantes adolescentes.

2.2. Metodología

Se lleva a cabo un estudio transversal, descriptivo y correlacional. La muestra estaba constituida por estudiantes de 4º de Educación Secundaria Obligatoria (E.S.O.) de la provincia de León durante el curso académico 2019/2020.

2.2.1. Variables e instrumentos

Estrés: A través del cuestionario Student Stress Inventory - Stress Manifestations (SSI-SM) (Espejo et al., 2011) validado para la población adolescente española, constituido por 22 ítems con una escala tipo Likert de cinco puntos, estos ítems están distribuidos en tres factores: manifestaciones emocionales, fisiológicas y conductuales.

Redes: Se determina la Red de consumo del aula a través de una matriz nxn en la que los individuos tienen que nominar a aquellos compañeros con los que consumirían.

Consumo de cannabis: para ello se emplearán los ítems de la encuesta ESTUDES que se centran en cannabis (Observatorio español de las Drogas y las Adicciones, 2019).

2.2.2. Análisis de datos

Los análisis de las redes se procesarán utilizando el software UCINET V 6.0 y el programa NetDraw, para los análisis estadísticos se utilizará el *software* SPSS v 24.0.

2.2.3. Consideraciones éticas

Para la realización de este estudio se obtuvo el informe favorable del comité de ética de la Universidad de León y el permiso de la Dirección Provincial de Educación de la Junta de Castilla y León. Al tratarse de menores, fue necesaria la autorización previa y consentimiento informado de los progenitores o tutores legales.

2.3. Resultados

La muestra estaba constituida por un total de 19 estudiantes, con una edad media de $15.68 \pm .75$ años, de los cuales un 52.6% (n=10) eran mujeres y un 47.4% (n=9) hombres. En relación con el autoinforme de consumo de cannabis, un 52.6% (n=10) de los estudiantes ha consumido o consume cannabis.

En la ilustración 6 se muestran los resultados obtenidos para el estrés y sus diferentes manifestaciones. La media total del estrés de los individuos fue de 44.16 ± 17.63 .

	<i>Emocionales</i>	<i>Fisiológicas</i>	<i>Conductuales</i>	<i>Total</i>
Media	24,84	10,00	9,32	44,16
Mediana	24,00	9,00	9,00	44,00
Desviación estándar	10,74	4,69	3,71	17,63
Mínimo	,00	,00	,00	,00
Máximo	46,00	21,00	18,00	80,00

Ilustración 6. Resultados para el estrés

Posteriormente se lleva a cabo el análisis de las métricas de la red de consumo, dicha red consta de una densidad de .117 y está constituida por un total de 49 lazos, los estadísticos pueden verse en la ilustración 7.

<i>Métrica</i>	<i>Min-Máx</i>	<i>M±SD</i>
nBetweenness	,00- 10,53	1,58±3,31
Eigenvector	,08-,48	,19±,12
nOutdeg	,00-,80	,13±,19
nIndeg	,05-,30	,11±,07
OutCloseness	,20-,83	,31±,18
InCloseness	,23-,27	+25±,01

Ilustración 7. Métricas de la red de consumo

A la hora de llevar a cabo la representación de la red, se tienen en cuenta dos variables, el sexo, que es representado en diferente color (rosa mujer, azul hombre) y el consumo que se representa a través de la forma de los nodos (con un círculo los consumidores, y un cuadrado individuos no consumidores). La red de la clase puede verse en la ilustración 8.

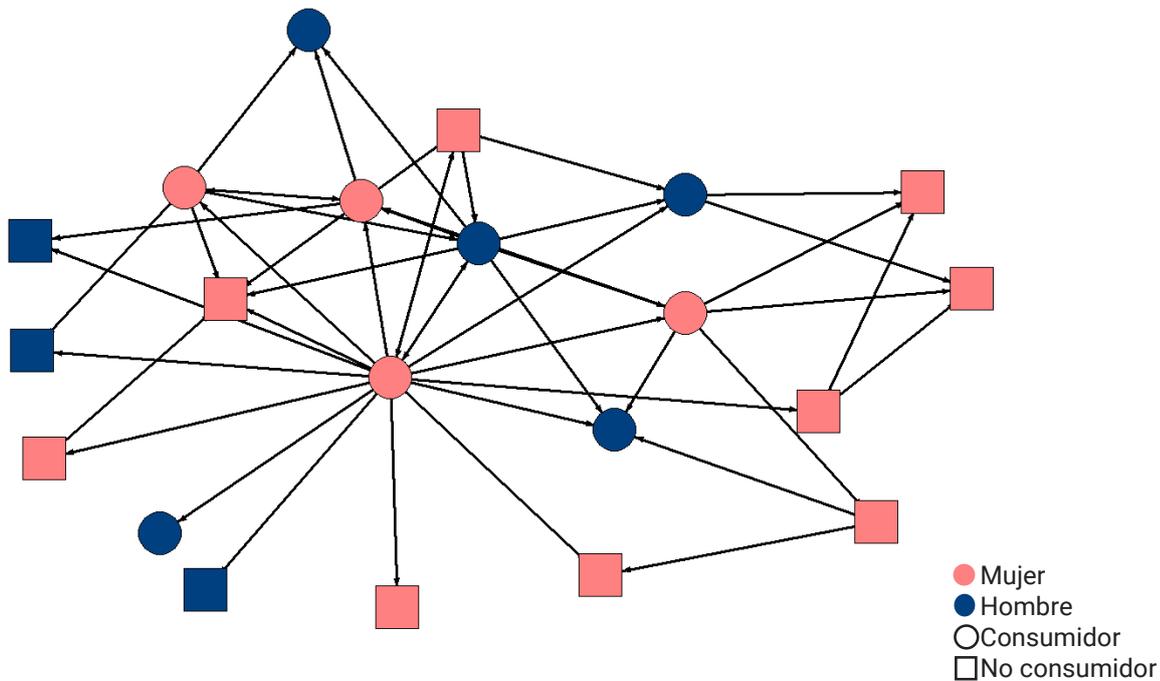


Ilustración 8. Red de consumo del aula

Posteriormente se lleva a cabo el análisis de correlación de Pearson para comparar si existe asociación entre las métricas de la red y el estrés (donde se incluyen las manifestaciones fisiológicas, emocionales, conductuales y estrés total). No se han encontrado correlaciones significativas con la variable dicotómica de consumo de cannabis y las métricas analizadas de la red. Sin embargo, las manifestaciones fisiológicas del estrés son las únicas que se correlacionan de forma estadísticamente significativa con las siguientes métricas: Betweenness ($r=0.51$; $p=0.02$), Eigenvector ($r=0.49$, $p=0.03$) y Outcloseness ($r=0.49$, $p=0.03$). Por lo que se considera de interés representar de nuevo la red de consumo donde, esta vez, en la ilustración 9 el tamaño del nodo esté representado por las manifestaciones fisiológicas del estrés.

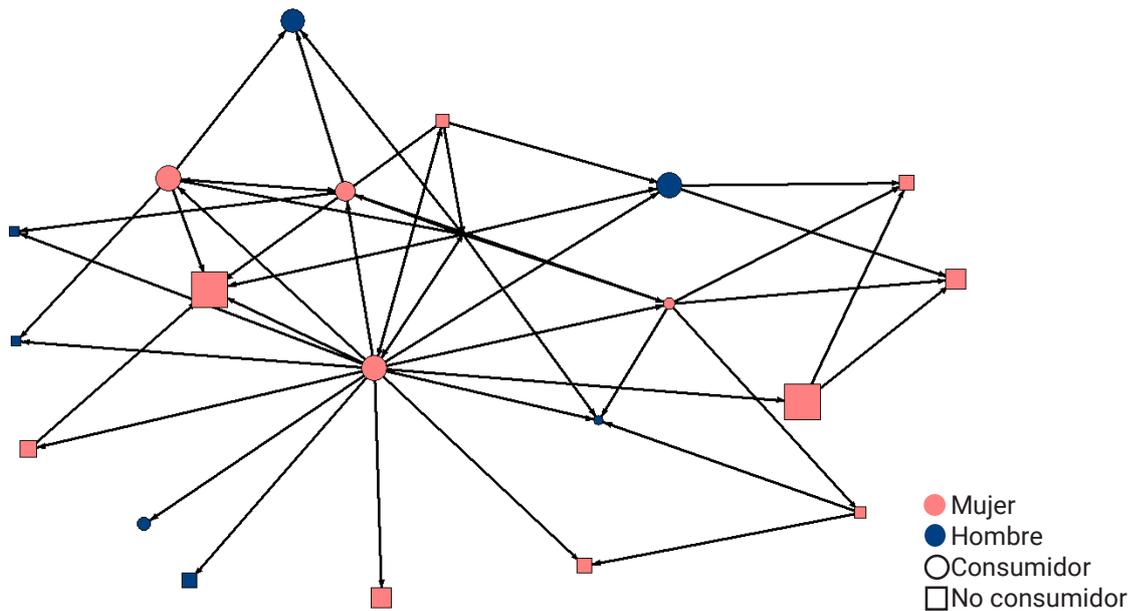


Ilustración 9. Red de consumo del aula, en la que el tamaño del nodo hace referencia a las manifestaciones fisiológicas del estrés

2.4. Discusión y conclusión

El presente trabajo tiene como objetivo describir y analizar la estructura de la red de consumo de cannabis y relacionarlo con el estrés en estudiantes adolescentes. El análisis de correlación indica que las manifestaciones fisiológicas del estrés se correlacionan de forma significativa con distintas métricas de la red de consumo del aula. Posteriormente, se lleva a cabo la representación de la red de consumo en función de las distintas variables analizadas y de las manifestaciones fisiológicas del estrés, de la que se han obtenido resultados estadísticamente significativos en la correlación.

La red de amigos puede influir en el consumo de cannabis, siendo este efecto más fuerte en amistades mutuas y recíprocas (Tucker et al., 2014). En esta línea, la literatura señala que la familia tiene un impacto directo en la progresión a un consumo problemático de cannabis, mientras que la experiencia escolar de los jóvenes tendría un impacto indirecto (Butters, 2002). Debido al periodo de cambios que se producen en esta etapa, resultan necesarias las iniciativas destinadas a educar a los adolescentes en los riesgos asociados al consumo de cannabis y formarlos en las habilidades necesarias para resistir la presión de sus compañeros (Gobbi et al., 2019). Por lo tanto, resulta interesante el uso del Análisis de Redes Sociales en entornos escolares como una estrategia de intervención para promover cambios de comportamiento. El estudio del tamaño y composición de las redes es de interés en el desarrollo de intervenciones en la prevención del consumo sustancias (William Best & Ian Lubman, 2017). Mediante el ARS se pueden identificar a aquellos adolescentes que son líderes entre sus compañeros de clase, y experiencias previas señalan que formándolos son capaces de impartir programas de prevención en el consumo de sustancias (Chu et al., 2021).

En conclusión, mediante el Análisis de Redes Sociales se pueden identificar diferentes contextos en los que se ven inmersos los adolescentes y, determinar, aquellos individuos que son percibidos por consumidores por parte de sus compañeros lo cual puede ser útil para futuras intervenciones.

2.5. Referencias

- Brechwald, W. A., & Prinstein, M. J. (2011). Beyond homophily: A decade of advances in understanding peer influence processes. *Journal of Research on Adolescence*, 21(1), 166–179.
- Butters, J. E. (2002). Family stressors and adolescent cannabis use: a pathway to problem use. *Journal of Adolescence*, 25(6), 645–654.
- Calvete, E., & Estévez, A. (2009). Consumo de drogas en adolescentes: El papel del estrés, la impulsividad y los esquemas relacionados con la falta de límites. *Adicciones*, 21(1), 49–56.
- Chu, K.-H., Sidani, J., Matheny, S., Rothenberger, S. D., Miller, E., Valente, T., & Robertson, L. (2021). Implementation of a cluster randomized controlled trial: Identifying student peer leaders to lead E-cigarette interventions. *Addictive Behaviors*, 114, 106726.
- Espejo, M. E., Blanca, M. J., Fernández-Baena, F. J., & Torres, M. V. T. (2011). Adaptación española de la escala de manifestaciones de estrés del Student Stress Inventory (SSI-SM). *Psicothema*, 23(3), 475–485.
- Fonseca-Pedrero, E., Lucas-Molina, B., Pérez-Albéniz, A., Inchausti, F., & Ortuño-Sierra, J. (2019). Experiencias psicóticas atenuadas y consumo de cannabis en adolescentes de la población general. *Adicciones*, 32(1), 41. <https://doi.org/10.20882/adicciones.1149>
- Gobbi, G., Atkin, T., Zytynski, T., Wang, S., Askari, S., Boruff, J., Ware, M., Marmorstein, N., Cipriani, A., & Dendukuri, N. (2019). Association of cannabis use in adolescence and risk of depression, anxiety, and suicidality in young adulthood: a systematic review and meta-analysis. *JAMA Psychiatry*, 76(4), 426–434.
- Low, N. C. P., Dugas, E., O'Loughlin, E., Rodriguez, D., Contreras, G., Chaiton, M., & O'Loughlin, J. (2012). Common stressful life events and difficulties are associated with mental health symptoms and substance use in young adolescents. *BMC Psychiatry*, 12(1), 116.
- Molero Jurado, M. del M., Pérez-Fuentes, M. del C., Barragán Martín, A. B., del Pino Salvador, R. M., & Gázquez Linares, J. J. (2019). Analysis of the relationship between emotional intelligence, resilience, and family functioning in adolescents' sustainable use of alcohol and tobacco. *Sustainability*, 11(10), 2954.
- Observatorio español de las Drogas y las Adicciones. (2019). *Encuesta estatal sobre uso de drogas en enseñanzas secundarias (ESTUDES)*. Ministerio de Sanidad, Consumo y Bienestar Social Secretaría de Estado de Servicios Sociales Delegación Del Gobierno Para El Plan Nacional Sobre Drogas. https://pnsd.sanidad.gob.es/profesionales/sistemasInformacion/sistemaInformacion/pdf/ESTUDES_2018-19_Informe.pdf
- Organización Mundial de la salud. (2020). *Salud mental del adolescente*. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/adolescent-mental-health>
- Tucker, J. S., de la Haye, K., Kennedy, D. P., Green Jr, H. D., & Pollard, M. S. (2014). Peer influence on marijuana use in different types of friendships. *Journal of Adolescent Health*, 54(1), 67–73.
- William Best, D., & Ian Lubman, D. (2017). Friends matter but so does their substance use: The impact of social networks on substance use, offending and wellbeing among young people attending specialist alcohol and drug treatment services. *Drugs: Education, Prevention and Policy*, 24(1), 111–117.

Capítulo 3. HITS: caracterizando a los profesionales de enfermería bien informados y buenos informantes

HITS: characterising well-informed and well-informing nursing professionals

MARTÍNEZ-GIMENO, MARÍA-LARA (1), OVALLE-PERANDONES, MARÍA-ANTONIA (2), ESCOBAR-AGUILAR, GEMA (3)

(1) Fundación San Juan de Dios. Centro de Ciencias de la Salud San Rafael-Nebrija. Universidad de Nebrija, Paseo de la Habana, 70 bis, 28036, Madrid, España, mmartinezgi@nebrija.es; (2) 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; (3) Fundación San Juan de Dios. Centro de Ciencias de la Salud San Rafael-Nebrija. Universidad de Nebrija, Paseo de la Habana, 70 bis, 28036, Madrid, España, gescobari@nebrija.es

Resumen

Estudio de análisis de redes sociales utilizando el algoritmo de HITS para identificar tanto nodos bien informados como buenos informantes en las redes de consejo o de compartir información desarrolladas por profesionales de enfermería que han participado en un proyecto nacional de implantación de evidencia científica en la práctica clínica.

Palabras clave: Algoritmo de Hits; Análisis de Redes Sociales; Profesionales de Enfermería; Fuentes de información; Utilización de la investigación.

Abstract

Social network analysis study using the HITS algorithm to identify both well-informed nodes and good informants in the advice or information-sharing networks developed by nursing professionals who have participated in a national project to implement scientific evidence in clinical practice.

Keywords: Social Network Analysis; Information sources; Hits Algorithm; Nursing; Information sources; Research utilization.

3.1. Introducción

Desde hace más de 4 décadas los estudios establecen la existencia de una gran separación entre la investigación y la práctica clínica. Este hecho tiene lugar en un escenario que implica directamente al profesional de enfermería con la utilización de la investigación. En este contexto, el rol enfermero, además de tener una mayor conciencia y accesibilidad a la evidencia, está alcanzando unas dimensiones nunca vistas donde la práctica basada en la evidencia adquiere un papel trascendental. Proyectos como Nursing Now, en el que la Organización Mundial de la Salud (OMS) y el Consejo

Internacional de Enfermería (CIE) consideraron el año 2020 como el año internacional de la Enfermera y la Matrona, pone el foco en la posición trascendental que ocupa la enfermería en los diferentes contextos de salud, responsabilizándola de la construcción de evidencia sólida que pueda demostrar el impacto de los cuidados (Crisp & Iro, 2018).

Pero para generar evidencia y analizar su impacto, es importante comprender cómo los profesionales de enfermería utilizan la investigación y la implantan en la práctica clínica de forma estandarizada, para así crear intervenciones que puedan facilitar este proceso. Así mismo, hay que tener en cuenta que el conocimiento científico no sólo es sostenido por los individuos, sino que es producido y mantenido por grupos de personas que trabajan en un mismo entorno donde los vínculos y las relaciones entre los profesionales pueden influir en el proceso (Brooks & Scott, 2006; Nilsen *et al.*, 2013).

3.1.1. Del conocimiento científico a las redes de traslación

La traslación del conocimiento científico tiene lugar dentro de un sistema complejo de interacciones entre productores de investigación y consumidores de la misma, que puede variar en intensidad, complejidad y nivel de compromiso, dependiendo de la naturaleza de la investigación, así como de las necesidades del usuario del conocimiento (McKibbon *et al.*, 2010; Salter & Kothari, 2014).

Los estudios que han explorado cómo el conocimiento científico se identifica, circula, se evalúa y se utiliza en las organizaciones sanitarias, sugieren que antes de que éste pueda contribuir a iniciativas de cambio organizacional, debe ser incorporado en el conocimiento propio construido y compartido por otras personas. El conocimiento depende de su circulación en las redes interpersonales; y se extenderá si se tienen en cuenta esos vínculos sociales, superando además diferentes las barreras que puedan existir (Dopson, 2007).

En este sentido, la fortaleza de una organización radica en el conocimiento que tienen las personas que la conforman (Greenhalgh *et al.*, 2004). Las organizaciones con procesos efectivos de gestión del conocimiento, pueden expandir y mejorar su base de conocimiento profesional, al capturar y compartir la experiencia de personas clave (Bornbaum, Kornas, Peirson, & Rosella, 2015).

Algunos autores sugieren que el conocimiento socialmente integrado explica por qué el conocimiento puede ser "contagioso" o no "fluir" a través de las fronteras organizacionales o profesionales. Para estos autores la traslación del conocimiento no es un proceso lineal y directo de "implantación" de la evidencia, sino que es complejo e interactivo. La adopción del conocimiento se relaciona con la estructura de la red que lo va a adoptar, e incluye las características del conocimiento, de los actores y del contexto (Fitzgerald & Harvey, 2015).

3.1.2. La innovación y las redes sociales

La innovación en la prestación de servicios de salud dentro de las organizaciones sanitarias es considerada, por algunos autores, como un conjunto de conductas, rutinas y formas de trabajo que están dirigidas a mejorar los resultados de salud, la eficiencia, la rentabilidad y la experiencia de los

usuarios. Todas estas conductas se implantan mediante acciones planificadas y coordinadas (Greenhalgh *et al.*, 2017).

El proceso de adopción de la innovación puede estar condicionado por una serie de circunstancias que pueden predecir, aunque no garantizar, su éxito (Greenhalgh *et al.*, 2004):

- La influencia social y las redes a través de las cuales opera la innovación.
- La naturaleza compleja del proceso de adopción.
- Las características de las organizaciones que fomentan o inhiben la innovación.
- El proceso de asimilación y rutinización, desordenado de inicio y difícil de investigar.

La evidencia científica puede ser considerada una innovación, y los factores que influyen en la adopción de la innovación en otros campos, pueden ser aplicables a la adopción de investigación en salud (Escobar Aguilar *et al.*, 2015).

Adoptar una innovación supone un cambio en diferentes niveles, teniendo en cuenta otros y variados aspectos. Primero que los sistemas de salud están compuestos por individuos con diferentes grados de influencia, y cuyos objetivos y comportamientos pueden entrar en conflicto (Hunter, 2015); la adopción de la innovación por parte de los individuos de una organización está fuertemente influenciada por la estructura y la calidad de sus redes sociales; y esta es más probable si las personas clave en sus redes sociales están dispuestas a apoyar la innovación (Gesell, Barkin, & Valente, 2013). Y segundo, que los cambios en las organizaciones ocurren, a veces, de forma natural y continua a medida que las personas, dentro del propio sistema, adquieren información nueva. Por lo tanto, un cambio planificado en un sistema así es difícil, debido a estas características dinámicas: *nada se detiene mientras se interviene* (Holmes *et al.*, 2017). De hecho, la adopción de un nuevo comportamiento en la práctica (una innovación) es más probable cuando se recibe refuerzo social como resultado de la participación en una red, aunque no se tengan contactos personales (Parchman *et al.*, 2011). Esto también es aplicable a las relaciones personales, cuanto más contacto se tenga con otros profesionales de otros ámbitos, más posibilidad de adoptar la innovación (Dobbins *et al.*, 1998; Escobar Aguilar, 2015).

En el ámbito sanitario, los diferentes grupos profesionales establecen distintas redes sociales. Los médicos, por ejemplo, tienden a operar en redes informales y horizontales (redes entre profesionales con estatus e intereses similares-homófilos), y suelen obtener información de otros médicos con más experiencia en su área de conocimiento. Sin embargo, los profesionales de enfermería suelen tener redes verticales formales (redes entre profesionales con estatus e intereses diferentes) (Parchman *et al.*, 2011). Las redes horizontales son más efectivas para difundir la influencia de los compañeros y apoyar la construcción y la reformulación del significado; las redes verticales son más efectivas para la aprobación de decisiones autorizadas (Lau *et al.*, 2016). Se puede hablar por tanto de un aprendizaje vertical a través de la enseñanza intencional, el aprendizaje horizontal a través de la observación y la imitación de iguales (homófilos), y el aprendizaje oblicuo a través de la búsqueda de conocimientos específicos normalmente entre homófilos (Bond & Gaoue, 2020).

Es más probable que una organización adopte una innovación si las personas que tienen vínculos sociales importantes, dentro y fuera de la organización, pueden y desean relacionar la organización con el mundo exterior en relación con esa innovación en particular. Tales personas desempeñan un papel fundamental en la captura de ideas que se convertirán en innovaciones organizacionales. Luego las redes interpersonales son importantes y necesarias para la difusión de la innovación (Milner *et al.*, 2005).

3.1.3. *Hubs* y *authorities* en la adopción del conocimiento científico

La adopción de la innovación por las personas es más probable si son homófilas, es decir, si tienen antecedentes socioeconómicos, educativos, profesionales y culturales similares. Los profesionales de la salud trabajan dentro de grupos de iguales que comparten valores y creencias comunes, y el comportamiento individual puede verse fuertemente influenciado por estos elementos (Parchman *et al.*, 2011). Así mismo, existen personas que tienen una influencia particular sobre las creencias y las acciones de sus compañeros. Son los llamados líderes de opinión; estos pueden ser experimentados y ejercer influencia a través de su autoridad y estatus, o ejercer influencia a través de su representatividad y credibilidad entre iguales (Holmes *et al.*, 2017). En los casos en los que los líderes de opinión han sido entrenados para influir en el comportamiento de sus iguales (por ejemplo, persuadir a otros enfermeros para que sigan una nueva intervención), el impacto es generalmente positivo en dirección, pero de magnitud pequeña (Fitzgerald & Harvey, 2015). Focalizado en el contexto de la enfermería, existe la figura de los llamados “informantes clave”, compañeros con credibilidad contrastada que influyen en la toma de decisiones en la práctica clínica enfermera (Morales Asencio *et al.*, 2003; Thompson *et al.*, 2001), son en cierto modo líderes de opinión sin un estatus o autoridad definido.

El concepto de *hub* y *authory* se relaciona con el concepto de figura influyente, entendiendo que un nodo es un buen *hub* si apunta a buenas autoridades; y un nodo será una buena autoridad si es apuntado por buenos *hubs*. Ambas definiciones se deben contextualizar, no tanto en la definición de la centralidad de grado entrante y saliente tan habitual en el Análisis de Redes Sociales (ARS), sino en las características de los vecinos salientes (*hubs*) y las de los vecinos entrantes (*authorities*). En el contexto de este estudio la figura de *hubs* se entiende como profesionales que están bien informados y aconsejados; mientras que la figura de *authority* es el nodo que es considerado como un buen informante o /y buen consejero.

La adopción del conocimiento se relaciona con la estructura de la red que lo va a adoptar, e incluye las características del conocimiento, de los actores y del contexto (Fitzgerald & Harvey, 2015). La adopción de la innovación por parte de los individuos de una organización está fuertemente influenciada por la estructura y la calidad de sus redes sociales; y esta es más probable si las personas clave en sus redes sociales están dispuestas a apoyar la innovación (Gesell *et al.*, 2013). Para captar las relaciones o redes profesionales que coexisten en las organizaciones sanitarias, puede ser pertinente realizar un ARS que permita captar la estructura de los vínculos que se generan durante la utilización de la investigación, y dentro de este análisis, la identificación de *hubs* y *authorities*, planteado en el seno de un proyecto de implantación como puede ser Sumamos Excelencia[®], puede permitir identificar personas clave dentro

de las propias unidades que, además de gozar del prestigio de sus compañeros, estén dispuestos a apoyar la implantación de evidencia y actuar como facilitadores.

La intención de este análisis es intentar buscar una explicación a determinados fenómenos relacionados con la difusión y utilización de la evidencia que tienen que ver con las redes personales y con el contexto en el que se relacionan y obtienen información los profesionales implicados.

3.2. Metodología

El estudio de Análisis de Redes Sociales se desarrolló 6 meses después de la participación en un proyecto de implantación de evidencia en la práctica clínica. Se describen algunas características de ese proyecto.

3.2.1. Sujetos de estudio. Captación de los sujetos de estudio y tamaño muestral

Los sujetos fueron profesionales de enfermería de un total de 6 unidades. Cinco unidades pertenecientes a un Hospital de la Comunidad de Madrid que habían participado en un proyecto de implantación de evidencia y profesionales de una unidad del mismo centro que no había participado.

Los criterios de inclusión de los sujetos fueron:

- Profesionales fijos en plantilla relacionados con el proceso asistencial y de implantación (enfermeras y auxiliares de enfermería).
- Profesionales gestores que participan en el proyecto de implantación.
- Profesionales que acepten participar en el estudio.
- Los criterios de exclusión fueron:
- Profesionales con contratos temporales de duración inferior a 3 meses.
- Profesionales de las unidades que no han formado parte del proyecto de implantación.
- Respecto de la unidad que no ha participado en el proyecto de implantación, los criterios de inclusión considerados fueron:
- Profesionales fijos en plantilla relacionados con el proceso asistencial y de implantación (enfermeras y auxiliares de enfermería).
- Profesionales que acepten participar en el estudio.

Y, para concluir, el criterio de exclusión fueron los profesionales con contratos temporales de duración inferior a 3 meses.

Para el análisis de redes se pretendía reclutar, al menos, una unidad médica, una quirúrgica, una de cuidados críticos, y una mixta. Para ello se comenzó con un muestreo no probabilístico estratificando por unidades y dentro de cada unidad se ha realizado un muestreo no probabilístico intencional que incluyera a todos los profesionales que participaban en el proyecto. En el caso de la unidad control, el muestreo fue no probabilístico intencional que incluyera a todos los profesionales de la unidad.

El tamaño muestral venía ya condicionado por el número de profesionales que trabajan en las unidades participantes y que participaban en el proyecto de implantación (N=107 profesionales).

3.2.2. Variables

A partir de la literatura consultada y del interés propio de la investigación, se construyó un cuestionario para explorar la red social de transferencia del conocimiento, ayuda y colaboración a partir de ítems originales utilizados por otros autores. Para las variables de redes, se seleccionaron ítems de literatura especializada en ARS aplicado al contexto de salud, de utilización de la investigación y de transferencia del conocimiento. Posteriormente, estos ítems fueron adaptados al contexto de nuestro estudio, para analizar las redes de transferencia del conocimiento y de utilización de la investigación:

- La solicitud de ayuda/consejo para la transferencia de conocimiento (adaptados de Balkundi & Harrison, 2006; Burt, 1992; Cross et al. 2002; Sparrowe et al., 2001).
- La colaboración con proyectos para la mejora de la práctica clínica para la transferencia de conocimiento (adaptados de Balkundi & Harrison, 2006; Cross et al., 2002; Sparrowe et al., 2001).
- La evidencia consumida para la utilización de la investigación (adaptados de Escobar Aguilar et al., 2015; Estabrooks et al., 2007).

El cuestionario final lo conformaron 7 ítems que abordan aspectos de redes y un 8º ítem que aborda factores organizativos relacionados con la utilización de la investigación. También se añadieron variables sociodemográficas, profesionales y de formación. Para la caracterización de *hubs* y *authorities* se utilizaron tres ítems (3, 4 y 5)

Las características de los ítems analizados para caracterizar tanto *hubs* como *authorities*, y su adaptación, se muestran en la ilustración 10.

Ítem original	Referencia	Ítem adaptado	Red social
¿A quién acudes para que te de ayuda o consejo en temas relacionados con el trabajo?	Sparrow, Linde, Wayne y Kraimer (2001)	Cuando necesitas obtener información o consejo relevante para tu práctica clínica, del siguiente listado: ¿A quién acudes para que te dé consejo en temas relacionados con resultados de investigación? ¿Cómo te dan ese consejo/ayuda?	Red de ayuda/consejo de transferencia de conocimiento
¿Con quién te gustaría trabajar para llevar a cabo tu trabajo lo más eficazmente posible?	Balkundi y Harrinson (2006)	¿Con quién te gustaría trabajar/colaborar para mejorar los conocimientos relativos a tu práctica clínica?	Red de colaboración de transferencia de conocimiento
¿A quién acudes para que te ayude o te dé consejo en	Sparrow et al 2001 ; Balkundi	Cuando alguien ha necesitado consejo o información relevante para su práctica clínica en el	Red de ayuda/consejo de

temas relacionados con tu trabajo?	et al. (2006), Cross et al 2002	último año ¿Quién te ha pedido regularmente consejo o información relevante para tu práctica <u>fuera de tu unidad (dentro de tu Hospital)?</u>	transferencia de conocimiento
¿A quién le das normalmente información relacionada con el trabajo?			

Ilustración 10. Ítems originales de ARS y su adaptación para el estudio

3.2.3. Recogida de información

Para la recogida de información del estudio de ARS se elaboró un cuestionario *ad hoc* para explorar aspectos relacionados con las redes sociales y la transferencia de conocimiento y la utilización de la investigación.

3.2.4. Análisis de la información

Hace décadas, Google comenzó a utilizar, entre otros indicadores para realizar el posicionamiento de sus resultados, el algoritmo conocido como *pagerank*. Lo que hace es incrementar el prestigio de un determinado sitio web, considerando el prestigio de los sitios web que apuntan a ese sitio web. Su definición completa se conoce como Hyperlink-Induce Topic Search (HITS) y fue realizada por Jon Kleinberg en 1999. Este algoritmo iterativo se conoce comúnmente como *authority* y *hub* (Kleinberg, 1999). Si bien su definición y uso inicial se contextualiza en el entorno de los enlaces web que posibilitan el concepto del hipertexto, su uso ha tenido un alcance mayor, por ejemplo, en la definición esencial del Factor de Impacto realizado por Eugene Garfield (Institute for Scientific Information) para el prestigio de las revistas científicas.

En el ARS se calcula este algoritmo para, en las redes de transferencia de información, identificar el prestigio de los nodos. Los valores de *authority* y *hub* tienen una influencia mutua. El valor de *authority* para un determinado nodo se obtiene acumulando los valores que como *hub* tienen cada uno de los nodos que apuntan a ese determinado nodo. Y en un sentido inverso y relacionado, el valor de *hub* para un determinado nodo acumula los valores que como *authority* tienen cada uno de los nodos que apuntan ese otro determinado nodo. Así un nodo con un alto valor *hub* será un nodo bien informado y otro, con un alto valor *authority*, será una autoridad en una determinada materia, por su reconocido prestigio.

3.3. Resultados

Como se ha mencionado, en el estudio de análisis de redes participaron profesionales de enfermería de 6 unidades hospitalarias; 5 habían formado parte del proyecto de implantación de evidencia (Sumamos Excelencia®) y 1 unidad que no había participado (psiquiatría) que se considera unidad de control. Participaron un total de 77 profesionales con una tasa global de participación del 71,96%. Las características de los profesionales se muestran en la ilustración 11.

Unidades	Número de profesionales en la unidad	Participantes N (%)
Reanimación	34	33 (97%)
Uci	8	8 (100%)
Oncología	10	7 (70 %)
Ginecología	10	9 (90 %)
Paritorio	23	8 (34,8%)
Psiquiatría	22	12 (54.5%)
Total	107	77 (71.96%)
Edad Media (DE)	42.90 (11.48)	
Variable: Sexo	Hombres	9 (11.7%)
	Mujeres	68 (88.3%)
Variable: Años de experiencia	0-5 años	6 (0,8%)
	6-10 años	3 (0,4%)
	11-20 años	35 (45,5%)
	21-30 años	23 (29,9%)
	>30 años	10 (12,9%)
Variable: Años unidad	0-5 años	40 (51,9%)
	6-10 años	12 (15,6%)
	11-20 años	18 (23,4%)
	21-30 años	5 (6,5%)
	>30 años	2 (2,59%)
Variable: Puesto	Asistencial	73 (94,8%)
	Gestión	4 (0,5%)
Variable: Formación investigación último año	Sin formación	17 (22,1%)
	< 40 horas	19 (24,7%)
	40-150 horas	19 (24,7%)
	>150 horas	22 (28,6%)

Ilustración 11. Características de los participantes (N=77)

3.3.1. Redes de los ítems 3, 4 y 5: las de información/consejo y colaboración

El ítem 3 explora las personas concretas a las que se les pide información o consejo. Es un ítem donde además de contar con opción múltiple y su valoración, los participantes apuntan a aquellas personas de las que obtienen información y/o consejo. Este ítem construye la red 3.

El ítem 4 explora las personas con las que se trabaja o colabora en proyectos que tienen como propósito la mejora de la práctica clínica referido al último año. Con este ítem además de contar con opción

múltiple y su valoración, los participantes apuntan a aquellas personas con las que se trabaja o colabora. Este ítem construye la red 4.

El ítem 5 explora las personas a quien se le ha dado consejo o información relativa a resultados de investigación para aplicarlos a la práctica clínica y durante el último año. Este ítem es de opción múltiple y valorada, permitiendo a los participantes apuntar a aquellas personas a las que les ha dado información y/o consejo. Este ítem construye la red 5.

Respecto al análisis por unidades considerando el prestigio según los valores de cada nodo con el algoritmo de HITS, que identifica *hubs* y *authorities*, la ilustración 12 muestra el mejor actor identificado como autoridad y *hub* en cada unidad. Trasladado a cada ítem concreto identifica *authorities* como buenos informantes (ítem 3, hereda el prestigio de los *hubs* que le apuntan), buenos colaboradores (ítem 4, hereda el prestigio de los *hubs* que le apuntan) y buenos consejeros (ítem 5, hereda el prestigio de los *hubs* que le apuntan). Por otro lado, y trasladado a cada ítem concreto, se identifican actores que están bien informados bien informados (ítem 3 apuntan a buenas autoridades), actores que tienen buenos colaboradores (ítem 4, apuntan a buenas autoridades) y actores que tienen buenos consejeros (ítem 5, apuntan a buenas autoridades). En la ilustración 12 se resalta en negrita aquellos actores que fueron identificados como *hub* o *authority* en más de una red, de entre las tres analizadas”.

	HUBS RED 3	AUTHORITY RED 3	HUBS RED 4	AUTHORITY RED 4	HUBS RED 5	AUTHORITY RED 5
REANIMACIÓN	ACT 643	ACT 147	ACT 643	ACT 147	ACT 943	ACT 126
UCI	ACT 455	ACT 611	ACT 588	ACT 622	ACT 588	ACT 622
ONCOLOGÍA	ACT 177	ACT 555	ACT 177	ACT 555	ACT 177	ACT 555
GINECOLOGÍA	ACT 488	ACT 099	ACT 488	ACT 444	ACT 488	ACT 233
PARITORIO	ACT 111	ACT 155	ACT 633	ACT 355	ACT 155	ACT 411
PSQUIATRÍA	ACT 288	ACT 804	ACT 288	ACT 804	ACT 328	ACT 288

Ilustración 12. Hubs y authorities identificados en cada ítem y unidad (Red 3. A quién pides consejo; red 4. Con quién colaboras; red 5. A quién has dado consejo)

3.4. Conclusiones

Dentro de este análisis surgen dos figuras importantes, por un lado, los *hubs*, entendidos como personas dentro de cada unidad que están bien informadas o aconsejadas, y personas que tienen buenos colaboradores. Es decir, son personas que reconocen el prestigio de otras (*authorities*) y se vinculan de alguna manera a ellos. Por otro lado, los *authorities*, consideradas figuras influyentes a los que los

demás reconocen su prestigio y acuden a ellas. Por lo tanto, son buenos informantes o consejeros y buenos colaboradores.

La figura del *hub* o *authority* puede ser relevante en muchos sentidos. Pueden ser figuras influyentes para crear conciencia a la hora de adoptar un cambio como puede ser la implantación de evidencia en la práctica clínica, sobre todo cuando son consideradas como buenos informantes o personas bien informadas. Este patrón de influencia que puede estar focalizado hacia el consejo, la información, el apoyo o incluso la amistad es señalado por algunos autores como elementos vehiculizadores para crear conciencia de una innovación (Greenhalgh *et al.*, 2004).

Son los llamados líderes de opinión, aquellos que, en virtud de su posición o su personalidad, son líderes informales que podrían influir en el éxito de una iniciativa de manera positiva o negativa (Holmes *et al.*, 2017). Focalizado en el contexto de la enfermería, existe la figura de los llamados “informantes clave”, compañeros con credibilidad contrastada que influyen en la toma de decisiones en la práctica clínica enfermera; son, en cierto modo, líderes de opinión sin un estatus o autoridad definido. Muchos de los *hubs* o *authorities* que han quedado identificados tras desarrollar nuestro estudio pueden ser líderes de opinión de este tipo.

Algunos autores apuntan a la necesidad de investigar mejor cuál es el perfil y la calidad de estos “informantes clave” que parecen tener tanta influencia en los profesionales de enfermería (Morales Asencio *et al.*, 2003; Thompson *et al.*, 2001). Y puede ser el objeto en futuras investigaciones.

3.5. Referencias

- Balkundi, P., & Harrison, D. (2006). Ties, Leaders, and Time in Teams: Strong Inference About the Effects of Network Structure on Team Viability. *Academy of Management Journal*, 49(1), 49-68.
- Bond, M. O., & Gaoue, O. G. (2020). Prestige and homophily predict network structure for social learning of medicinal plant knowledge. *PLoS ONE*, 15(10 October), 1-27. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0239345>
- Bornbaum, C. C., Kornas, K., Peirson, L., & Rosella, L. C. (2015). Exploring the function and effectiveness of knowledge brokers as facilitators of knowledge translation in health-related settings: a systematic review and thematic analysis. *Implementation Science*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s13012-015-0351-9>
- Brooks, F., & Scott, P. (2006). Knowledge work in nursing and midwifery: An evaluation through computer-mediated communication. *International Journal of Nursing Studies*, 43(1), 83-97. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2005.02.003>
- Burt, R. S. (1992). *Structural holes: The social structure of competition*.
- Crisp, N., & Iro, E. (2018). Comment Nursing Now campaign : raising the status of nurses. *The Lancet*, 1-2. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)30494-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)30494-X)
- Cross, R; Parker, A; Borgatti, S. (2002). Making invisible work visible: Social network analysis and strategic collaboration, 44(2), 25-46.
- Dobbins, M., Ciliska;Donan, & Mitchell, A. (1998). Dissemination and Use of Research Evidence for Policy and Practice by Nurses: A Model of Development and Implementation Strategies.
- Dopson, S. (2007). A view from organizational studies. *Nursing research*, 56(4), 72-77. <https://doi.org/10.1097/01.NNR.0000280635.71278.e9>
- Escobar Aguilar, G. (2015). *Utilización de la investigación por los profesionales de enfermería que trabajan en los hospitales del servicio madrileño de salud*. Universidad de Alicante.
- Escobar Aguilar, G., Martínez-Gimeno, M., MedinaTorres, M., Martín de Castro, E., Murillo Pérez, M., & Blanco Abril, S. (2015). Patrones de utilización de la investigación por los profesionales de enfermería de los hospitales

de Madrid. *NURE Inv*, 12(79).

- Estabrooks, C., Midodzi, W., Cummings, G. G., & Wallin, L. (2007). Predicting Research Use in Nursing Organizations, 56(4), 7-23.
- Fitzgerald, L., & Harvey, G. (2015). Translational networks in healthcare? Evidence on the design and initiation of organizational networks for knowledge mobilization. *Social Science and Medicine*, 138, 192-200. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2015.06.015>
- Gesell, S. B., Barkin, S. L., & Valente, T. W. (2013). Social network diagnostics: a tool for monitoring group interventions. *Implementation Science*, 8(1), 116. <https://doi.org/10.1186/1748-5908-8-116>
- Greenhalgh, T., Robert, G., Macfarlane, F., Bate, P., & Kyriakidou, O. (2004). Diffusion of innovations in service organizations: Systematic review and recommendations. *Milbank Quarterly*. <https://doi.org/10.1111/j.0887-378X.2004.00325.x>
- Greenhalgh, T., Wherton, J., Papoutsi, C., Lynch, J., Court, C. A., Uk, F., ... Greenhalgh, T. (2017). Beyond Adoption : A New Framework for Theorizing and Evaluating Nonadoption , Abandonment , and Challenges to the Scale-Up , Spread , and Sustainability of Health and Care Technologies Corresponding Author : *Journal of Medical Internet Research*, 19(11). <https://doi.org/10.2196/jmir.8775>
- Holmes, B. J., Best, A., Davies, H., Hunter, D., Kelly, M. P., Marshall, M., & Rycroft-Malone, J. (2017). Mobilising knowledge in complex health systems: A call to action. *Evidence and Policy*, 13(3), 539-560. <https://doi.org/10.1332/174426416X14712553750311>
- Hunter, D. J. (2015). Role of politics in understanding complex, messy health systems: An essay by David J Hunter. *BMJ (Online)*, 350(March), 1-4. <https://doi.org/10.1136/bmj.h1214>
- Kleinberg, J. M. (1999). Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment*. *Journal of the ACM*, 46(5), 604-632. Recuperado de www.harvard.edu
- Lau, R., Stevenson, F., Ong, B. N., Dziedzic, K., Treweek, S., Eldridge, S., ... Murray, E. (2016). Achieving change in primary care-causes of the evidence to practice gap: Systematic reviews of reviews. *Implementation Science*, 11(40), 2-39. <https://doi.org/10.1186/s13012-016-0396-4>
- McKibbin, K. A., Lokker, C., Wilczynski, N., Ciliska, D., Dobbins, M., Davis, D., ... Straus, S. (2010). A cross-sectional study of the number and frequency of terms used to refer to knowledge translation in a body of health literature in 2006: a Tower of Babel? *Implementation Science*, 5(1), 16. <https://doi.org/10.1186/1748-5908-5-16>
- Milner, F. M., Estabrooks, C. A., & Humphrey, C. (2005). Clinical nurse educators as agents for change: Increasing research utilization. *International Journal of Nursing Studies*, 42(8), 899-914. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2004.11.006>
- Morales Asencio, J. M., Gonzalo Jiménez, E., Martín Santos, F., Morilla Herrera, J. C., Terol Fernández, J., & Ruiz Barbosa, C. (2003). Guías de práctica clínica: ¿mejoran la efectividad de los cuidados? *Enfermería Clínica*, 13(1), 41-47. [https://doi.org/10.1016/s1130-8621\(03\)73780-2](https://doi.org/10.1016/s1130-8621(03)73780-2)
- Nilsen, P., Ståhl, C., Roback, K., & Cairney, P. (2013). Never the twain shall meet? - a comparison of implementation science and policy implementation research. *Implementation Science*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/1748-5908-8-63>
- Parchman, M. L., Scoglio, C. M., & Schumm, P. (2011). Understanding the implementation of evidence-based care: A structural network approach. *Implementation science : IS*, 6(1), 14. <https://doi.org/10.1186/1748-5908-6-14>
- Savas, S., Saka, B., Akin, S., Tasci, I., Tasar, P. T., Tufan, A., ... Karan, M. A. (2020). The prevalence and risk factors for urinary incontinence among inpatients, a multicenter study from Turkey. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 9(115), 2-14. [https://doi.org/S0167-4943\(20\)30116-3](https://doi.org/S0167-4943(20)30116-3) <https://doi.org/10.1016/j.archger.2020.104122>
- Sparrowe, R. T., Liden, R. C., Wayne, S. J., & Kraimer, M. L. (2001). Social Networks and the Performance of Individuals and Groups. *Management*, 44(2), 316-325.
- Thompson, C., McCaughan, D., Cullum, N., Sheldon, T. A., Mulhall, A., & Thompson, D. R. (2001). Research information in nurses' clinical decision-making: What is useful? *Journal of Advanced Nursing*, 36(3), 376-388. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2648.2001.01985.x>

Capítulo 4. Modelado de temas y análisis de redes sociales en Twitter durante el Día Mundial de las Enfermedades Raras

Topic modelling and social network analysis on Twitter during World Rare Disease Day

MARTÍNEZ-MARTÍNEZ, Marta (1), MARQUÉS-SÁNCHEZ, Pilar (2), BASURTO-SAIZ, Lourdes (3), TREVISSÓN-REDONDO, Bibiana (2)

(1) Centro de Salud de Benavides de Órbigo, Gerencia Regional de Salud de Castilla y León (SACYL), Benavides de Órbigo (León), España, mmartinezm@saludcastillayleon.es; (2) SALBIS Reserch Group, Faculty of Health Sciences, Universidad de León, León, España, pilar.marques@unileon.es y btrrer@unileon.es; (3) Hospital de Leza, La Guardia, Álava, España, mlbasurto11@gmail.com

Resumen

Durante el Día Mundial de las Enfermedades Raras se recogieron las interacciones realizadas en la red social Twitter relacionadas con este acontecimiento. Se estudiaron los datos obtenidos para detectar los temas de conversación y se realizó un análisis de redes sociales para conocer los principales actores participantes y sus relaciones.

Palabras clave: Enfermedades raras, asociaciones de pacientes, Twitter, modelado de temas, análisis de redes sociales.

Abstract

During World Rare Diseases Day, the interactions carried out on the social network Twitter related to this event were collected. The data obtained was studied to detect the topics of conversation and an analysis of social networks was carried out to know the main participating actors and their relationships.

Keywords: Rare diseases, patient organizations, Twitter, topic modeling, social network analysis.

4.1. Introducción

Las enfermedades raras son aquellas que afectan a una pequeña parte de la población (menos de 1 de cada 2000 personas en el caso de Europa). A pesar de ser poco frecuentes, se estima que, a nivel europeo, más de 30 millones de personas pueden estar afectadas (EURORDIS, 2021). Las enfermedades raras constituyen un importante problema de salud pública; con frecuencia son crónicamente debilitantes, lo que obliga a los pacientes a una vida dependiente y muy limitada. Esto hace que los cuidadores principales se vean obligados a adaptarse a su nueva situación mediante cambios drásticos en su situación socioeconómica y personal (Silibello et al., 2016).

La situación de indefensión y soledad experimentada por los enfermos o familiares más cercanos, la falta de apoyo institucional y la poca información disponible (Silibello et al., 2016) constituyen un contexto propicio para la formación de las asociaciones de pacientes (o de familiares, si la enfermedad es incapacitante). Estas asociaciones cobran especial relevancia en el ámbito de enfermedades poco comunes porque, en ellas, los afectados encuentran respuestas, recursos y apoyo en personas que se encuentran en situaciones similares, además de sensibilizar al resto de la población y recaudar fondos para la investigación (Vicari & Cappai, 2016).

Las organizaciones de pacientes con enfermedades raras han ido evolucionando a lo largo del tiempo asumiendo roles no habituales en otro tipo de asociaciones de patologías más comunes. Cada vez en mayor medida, estos grupos no se limitan a ser meros espectadores y, empujados por la percepción de falta de interés por parte de los expertos, adoptan un papel protagonista intentando suplir la carencia de conocimientos acerca del tema con actividades que faciliten la participación e interacción entre familiares e investigadores (von Gizycki, 2010) y fomentando el desarrollo de innovaciones en este ámbito (Merkel et al., 2016).

Las redes sociales online (Facebook, Twitter, Instagram, etc) suponen hoy en día una herramienta muy importante para estas asociaciones, ya que les permiten obtener una visibilidad y alcance que de otra forma sería muy difícil obtener (Castillo-Esparcia & López-Villafranca, 2016). Sin embargo, el bajo número de individuos que forman este tipo de asociaciones hace que el esfuerzo que necesitan para conseguir y mantener un nivel de visibilidad adecuado sea alto.

Dentro de las actuales redes sociales en Internet, Twitter (Pershad, Hangge, Albadawi, & Oklu, 2018) es la que mayor cantidad de información puede ofrecer para el estudio de las interacciones de estas asociaciones en Internet debido al carácter abierto de sus publicaciones y a su uso cada vez más extendido en el ámbito de la salud (Sinnenberg et al., 2017). El estudio de las interacciones y dinámicas que se establecen en esta red social puede ayudar a las asociaciones de enfermedades raras a mejorar la calidad de su presencia online, obteniendo una mejor visibilidad y un mayor alcance de sus actividades en relación a todos los actores involucrados (Kloth, Deutsch, Danielson, Strack, & Law, 2019).

Para el sistema sanitario, conocer cómo relacionarse con estos enfermos y familiares puede suponer una mejora en la prestación de servicios y en el apoyo percibido. El estudio del contenido de los mensajes intercambiados en la red social Twitter encuentra cada día más aplicaciones al ámbito de la salud, suponiendo una importante fuente de información, utilizando algoritmos cada vez más precisos (Benitez-Andrades et al., 2021). Los objetivos del presente trabajo son (1) Capturar los contenidos que se generan en la red social Twitter en torno al tema del Día Mundial de las Enfermedades Raras celebrado el 28 de febrero de 2021, (2) realizar un estudio descriptivo para cuantificar el volumen de mensajes generados y los principales actores involucrados, (3) analizar las temáticas que aparecen en esos contenidos intercambiados, (4) realizar un análisis de redes sociales para estudiar las relaciones

establecidas entre los actores en la red de retuits y localizar los agentes más relevantes que participaron y (5) obtener información útil para próximos estudios.

4.2. Metodología

De las 385 asociaciones de enfermedades raras censadas en la Federación española de enfermedades raras FEDER, 258 tienen una cuenta de Twitter activa. Para realizar el presente estudio, se capturaron todos los tuits intercambiados durante el día mundial de las enfermedades raras, celebrado el 28 de febrero de 2021, que contenían uno, o más, de los siguientes términos:

DiaMundialdelasEnfermedadesRaras2021, DiaMundialdelasEnfermedadesRaras, FebreroRaro, DíaDeLasEnfermedadesRaras, DíaDeLasEnfermedadesRaras2021, DíaMundialEnfermedadesRaras, DíaMundialEnfermedadesRaras2021, DiaDeLasEnfermedadesRaras, DiaMundialEnfermedadesRaras, RareDiseaseDay, RareDiseasesDay, RareDiseasesDay2021, DiaMundialDeLasEERR, DiaMundialDeLasEERR2021, DiaMundialDeLasEERR21, DiaMundialEERR.

La captura se realizó mediante la herramienta t-hoarder (Congosto, Basanta-Val, & Sanchez-Fernandez, 2017). Una vez obtenida la información, esta se procesó y analizó con diferentes herramientas informáticas, tal como diferentes scripts realizados en lenguaje Python v.3.7 para realizar el análisis descriptivo y el modelado de temas (para el que se utilizó la técnica de *Latent Dirichlet Allocation*). La herramienta Gephi v.0.91 (Bastian, Heymann, & Jacomy, 2009) se utilizó para realizar el análisis de redes sociales y la visualización de las diferentes redes involucradas.

4.3. Resultados

Una vez capturados los tuits intercambiados, se filtraron para obtener aquellos que estuviesen escritos en idioma español, obteniéndose un total de 18046 mensajes. Estos 18046 mensajes en español fueron creados por 11741 usuarios (cuentas) únicos, de los cuales 1742 usuarios crearon tuits con contenido original (siendo el resto retuits o respuestas). De las 258 asociaciones de enfermedades raras con cuenta activa en Twitter, solamente 88 participaron con algún tipo de contenido y, de ellas, 58 crearon tuits con contenido original. La ilustración 13 muestra algunas de las medidas más relevantes obtenidas.

	Total capturado	Generados por las asociaciones
Tuits con contenido original	2287	120
Retuits	12607	225
Retuits con cita	2865	49
Respuestas	287	12
TOTALES	18046	406

Ilustración 13. Estilos permitidos y su uso

4.3.1. Cuentas más participativas

En cuanto a las cuentas que más participaron (generando mensajes de cualquier tipo), la Federación Española de Enfermedades Raras (FEDER) es el líder en cuanto al total de interacciones realizadas y

también en la creación de tuits originales, tal como se puede ver en las ilustraciones 14 y 15, respectivamente.

Cuenta	Nº mensajes
@FEDER_ONG	324
@NoInvisibles	118
@JairoFSIE	116
@DM1Steinert	98
@1asufridoramas	38
@asociacion_php (*)	37
@leo_veritas	35
@pacienteqcuanta	34
@la_discapacidad	31
@AEGHgenetica	26
@FundacionDravet (*)	26
@RetoDravet	25
@LaPorres	25
@CIBERER	24
@todosconcesped	23
@cristin48712933	23
@beatrizce78	22
@asociacion_aler (*)	22

Ilustración 14. Cuentas de twitter más participativas

Cuenta	Nº tuits originales
@FEDER_ONG	66
@AEGHgenetica	16
@asociacion_php (*)	15
@DM1Steinert	13
@GVAasaludelche	11
@leo_veritas	9
@FFAMEX	8
@cdgsindrome (*)	7
@CIBERER	7
@SaberVivir_Tv	7
@RiveKids	7
@RarasReales	6
@demamasdepapas	6
@TribunaSal	6
@SaraST733	6
@ADERAH2020	6
@RetoDravet	6
@GA1Familia (*)	6

Ilustración 15. Cuentas de twitter con más contenido original

Las cuentas que corresponden a asociaciones de enfermedades raras se encuentran señaladas con un asterisco. Como se aprecia, no son demasiadas las que aparecen en los primeros lugares, ni en cuanto a participación total (ilustración 14) ni en cuanto a generación de tuits con contenido original (ilustración 15).

4.3.2. Mensajes más retuiteados y hashtags más utilizados

La ilustración 16 muestra los mensajes más retuiteados durante el día mundial de las enfermedades raras. Además de los tuits de organizaciones, individuos o instituciones relacionadas con las estas enfermedades, se puede ver que los mensajes de cuentas de personajes e instituciones políticas (marcados con dos asteriscos) suponen una importante parte de los contenidos más retuiteados.

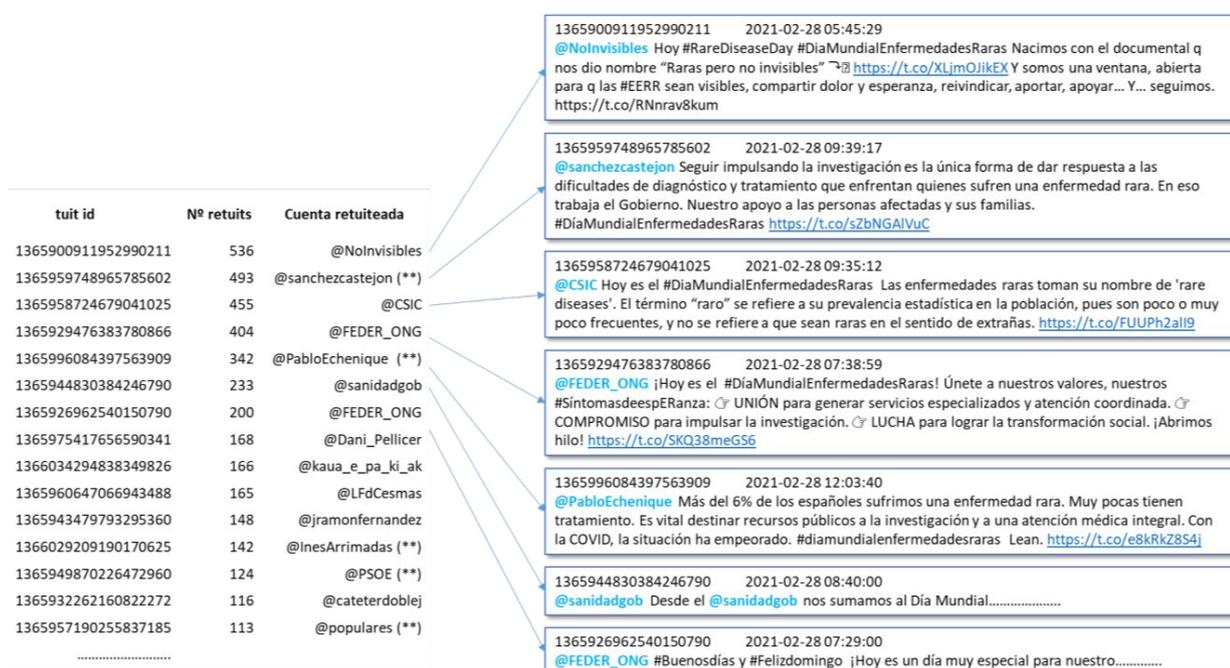


Ilustración 16. Mensajes más retuiteados

En cuanto a los hashtags más utilizados (ilustración 17) se puede comprobar que aquellos relacionados con el día mundial que se está celebrando, y con las propias enfermedades raras, son con diferencia los más utilizados. Es destacable también la presencia, entre los términos más utilizados, de un hashtag que denota contenido de crítica política.

hashtag	Nº veces utilizado
#diamundialenfermedadesraras	5151
#RareDiseaseDay	3316
#DiaMundialEnfermedadesRaras	2348
#EnfermedadesRaras	2205
#RareDiseaseDay2021	1242
#EERR	1168
#diamundialdelasenfermedadesraras	981
#DiaMundialDeEnfermedadesRaras	560
#enfermedadesraras	436
#diadelasenfermedadesraras	327
#somosFEDER	317
#sanchezmentiroso	226
#Buenosd	204
#FelizDomingo	202
#Felizdomingo	201

Ilustración 17. Hashtags más utilizados

4.3.3. Modelado de temas con Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Con el fin de conocer los diferentes temas tratados en los mensajes intercambiados en Twitter se realizó un análisis de contenido basado en la técnica *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) (Blei, Ng, & Jordan, 2003). La ilustración 18 muestra el resultado de este análisis para el conjunto de tuits capturados y eligiendo un número de temas igual a cuatro. Los nombres de los temas elegidos en base a las palabras asociadas se pueden ver en la última fila de la tabla.

Palabras Tema 0	Pesos Tema 0	Palabras Tema 1	Pesos Tema 1	Palabras Tema 2	Pesos Tema 2	Palabras Tema 3	Pesos Tema 3	Palabras Tema 4	Pesos Tema 4
día	595.2	apoyo	191.7	social	82.9	tratamiento	224.5	persona	256.7
mundial	247.2	visibilidad	152.2	colectivo	67.2	vida	185.1	millon	146.6
febrero	192.1	familia	132.0	ayuda	66.2	diagnóstico	154.2	cada	113.7
frecuent	94.1	patient	126.9	sanitaria	57.2	persona	102.9	año	96.8
celebra	78.6	gracia	101.0	esperanza	55.0	mejorar	87.2	españa	85.2
invis	70.2	persona	100.3	celebramo	52.2	calidad	82.2	mucha	78.2
Día mundial		Apoyo y visibilidad		Ayuda sociosanitaria		Diagnóstico y tratamiento		Personas afectadas	

Ilustración 18. Modelado de temas con LDA

4.3.4. Análisis de redes sociales

Con el fin de detectar a los principales actores participantes en el intercambio de mensajes en Twitter así como de estudiar las relaciones que se establecen entre ellos se aplicó la técnica del análisis de redes sociales (ARS) (Scott, 2000) a la red de retuits capturada. En esta red, los nodos representan cuentas de twitter y las relaciones dirigidas se interpretan como una cuenta (de la que sale la relación) que ha retuiteado un mensaje de otra (a la que llega la relación).

La ilustración 19 muestra cuales fueron las cuentas más retuiteadas. El tamaño del nodo representa el número de veces que esa cuenta fue retuiteada (es decir, el número de relaciones entrantes al nodo en la red, lo que en terminología ARS se denomina *indegree*). Como puede verse la federación FEDER, la cuenta RarasNoInvisibles y el organismo CSIC (Centro Superior de Investigaciones Científicas) conforman el núcleo central de la conversación. Hay una importante presencia de grupos relacionados con entidades y personalidades políticas que se relacionan estrechamente entre sí dentro de grupos afines.

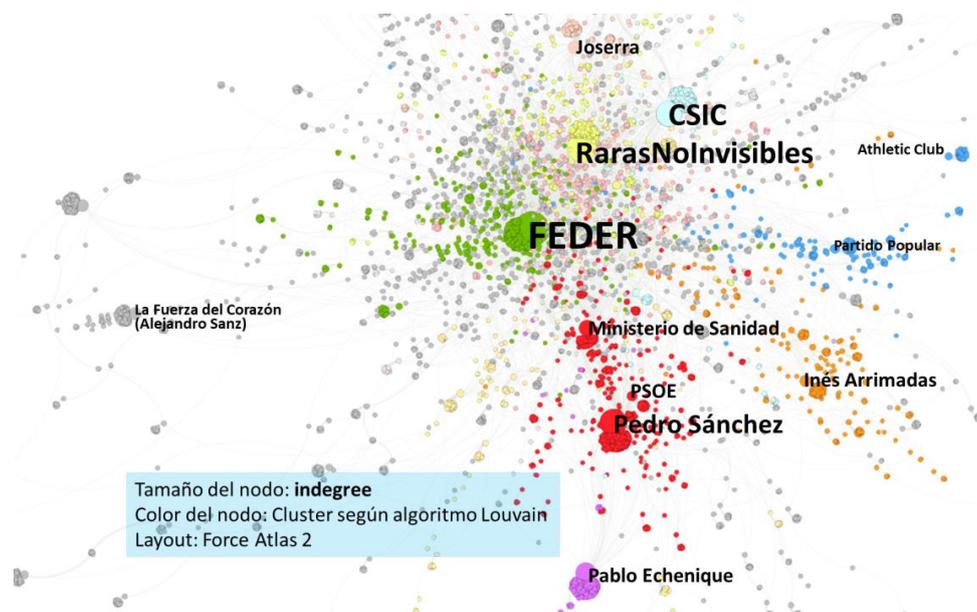


Ilustración 19. Red de retuits resaltando las cuentas más retuiteadas

La ilustración 20 muestra la misma red, pero representando mediante el tamaño de los nodos el nivel de influencia que tiene ese nodo. Este nivel de influencia se mide teniendo en cuenta no solamente los retuits recibidos por una determinada cuenta sino también la calidad de las cuentas que se relacionan con ésta. La métrica utilizada en análisis de redes sociales para medir el grado de influencia de un agente se denomina *eigenvector*. Observando la ilustración 20 vemos que las cuentas más influyentes son las mismas que más retuits recibieron (comparando con la ilustración 19).

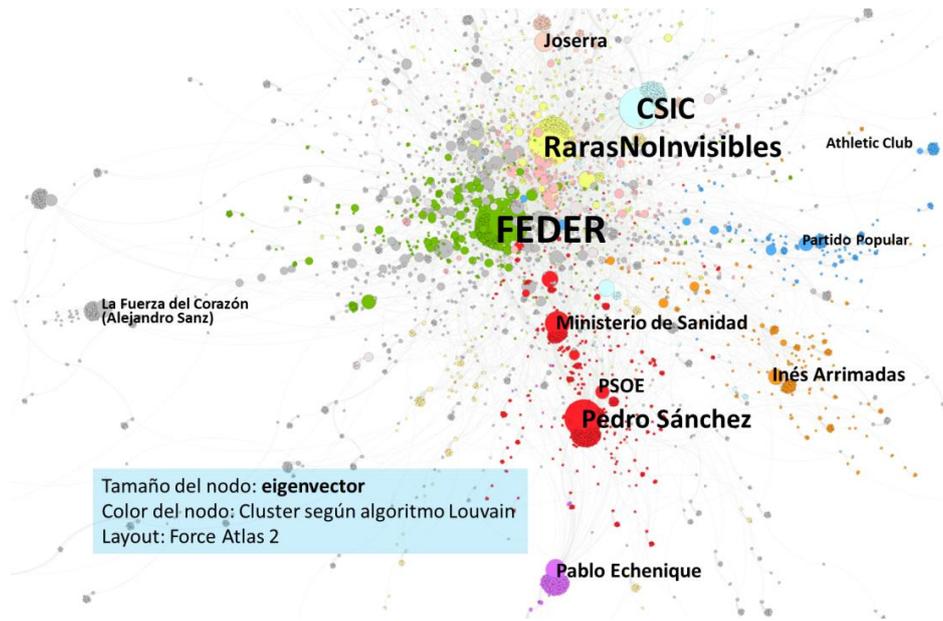


Ilustración 20. Red de retuits resaltando las cuentas más influyentes

Por último, se puede estudiar la capacidad de intermediación de las diferentes cuentas de usuario. En ARS esto se lleva a cabo calculando la métrica denominada *betweenness*. La intermediación de un nodo mide su capacidad para comunicar varios grupos de agentes relativamente separados en la red, por lo que es una métrica muy útil para conocer qué actores de la red pueden difundir una determinada información para que ésta llegue al mayor número de estos grupos. La ilustración 21 representa la misma red de retuits pero utilizando el tamaño del nodo para resaltar el nivel de intermediación del mismo.

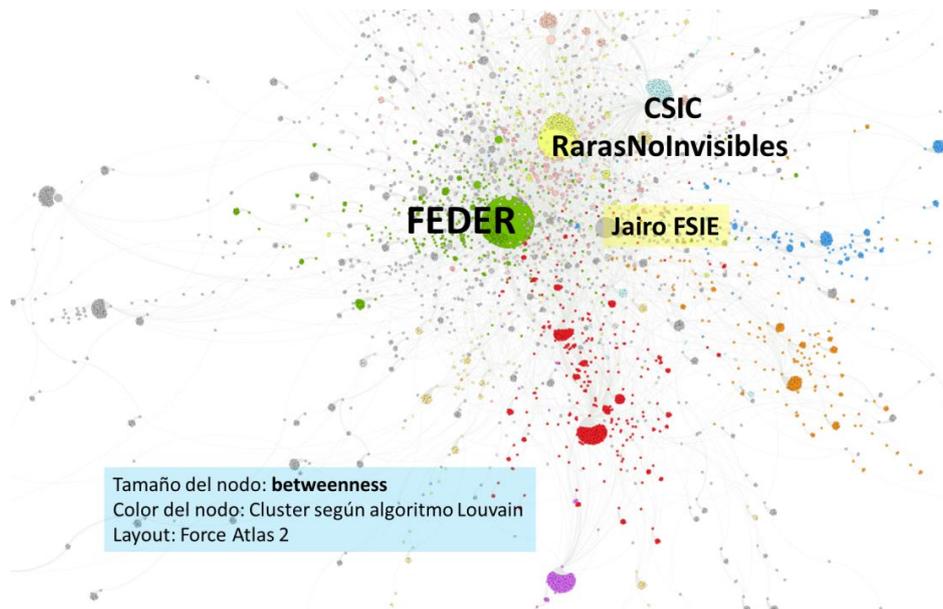


Ilustración 21. Red de retuits resaltando las cuentas con mayor capacidad de intermediación

En este caso, se puede comprobar que las cuentas relacionadas con la política o el gobierno y sus instituciones no tienen capacidad de intermediación en esta red, mientras que las cuentas de FEDER, RarasNoInvisibles y CSIC mantienen su importancia en la red respecto de esta característica. Además, aparece un actor nuevo con un importante nivel de intermediación: “Jairo FSIE”, se trata de un usuario muy activo en Twitter que habla de enseñanza y discapacidad.

4.4. Conclusiones

En este trabajo se ha realizado un análisis de los mensajes intercambiados, en idioma español, durante el día mundial de las enfermedades raras del año 2021 en la red social Twitter. Los actores principales fueron las organizaciones “paraguas” que agrupan a las asociaciones de pacientes, así como las dedicadas a promover la investigación o el apoyo social en relación con estas enfermedades. Los personajes públicos y cuentas del ámbito político también son actores relevantes este día ya que, aunque generan poco contenido, éste es difundido ampliamente por sus seguidores. Los principales temas de discusión detectados fueron los relacionados con la celebración del propio día mundial, la necesidad de concienciación de la sociedad sobre la importancia de este problema sociosanitario, la necesidad de apoyo social o el impulso de la investigación en relación con estas enfermedades. Este trabajo ha permitido comprobar que el análisis de datos procedentes de redes sociales online puede ser utilizado por los gestores y profesionales sanitarios para conseguir información relevante a la hora de mejorar los servicios prestados a estos pacientes y sus familiares.

4.5. Referencias

- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. In *Third International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2009*. San Jose, California, USA. <https://doi.org/10.13140/2.1.1341.1520>
- Benitez-Andrades, J. A., Alija-Perez, J. M., Garcia-Rodriguez, I., Benavides, C., Alaiz-Moreton, H., Vargas, R. P., & Garcia-Ordas, M. T. (2021). BERT Model-Based Approach For Detecting Categories of Tweets in the Field of Eating Disorders (ED). In *2021 IEEE 34th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)* (pp. 586–590). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CBMS52027.2021.00105>
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993–1022.
- Castillo-Esparcia, A., & López-Villafranca, P. (2016). Communication strategies employed by rare disease patient organizations in Spain. *Ciencia e Saude Coletiva*. <https://doi.org/10.1590/1413-81232015218.19852015>
- Congosto, M., Basanta-Val, P., & Sanchez-Fernandez, L. (2017). T-Hoarder: A framework to process Twitter data streams. *Journal of Network and Computer Applications*, 83, 28–39. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2017.01.029>
- EURORDIS. (2021). *What is a rare disease?* Retrieved from <https://www.eurordis.org/content/what-rare-disease>
- Kloth, Y. M., Deutsch, K. M., Danielson, K. A., Strack, J., & Law, C. (2019). What Twitter teaches us about patient-provider communication on pain. *PLoS ONE*, 14(12), 1–19. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0226321>
- Merkel, P. A., Manion, M., Gopal-Srivastava, R., Groft, S., Jinnah, H. A., Robertson, D., & Krischer, J. P. (2016). The partnership of patient advocacy groups and clinical investigators in the rare diseases clinical research network. *Orphanet Journal of Rare Diseases*, 11(1), 66. <https://doi.org/10.1186/s13023-016-0445-8>
- Pershad, Y., Hangge, P., Albadawi, H., & Oklu, R. (2018). Social Medicine: Twitter in Healthcare. *Journal of Clinical Medicine*, 7(6), 121. <https://doi.org/10.3390/jcm7060121>
- Scott, J. (2000). *Social Network Analysis: A Handbook* (2nd ed.). London: SAGE Publications.

-
- Silibello, G., Vizziello, P., Gallucci, M., Selicorni, A., Milani, D., Ajmone, P. F., ... Lalatta, F. (2016). Daily life changes and adaptations investigated in 154 families with a child suffering from a rare disability at a public centre for rare diseases in Northern Italy. *Italian Journal of Pediatrics*, 42(1), 76. <https://doi.org/10.1186/s13052-016-0285-0>
- Sinnenberg, L., Buttenheim, A. M., Padrez, K., Mancheno, C., Ungar, L., & Merchant, R. M. (2017). Twitter as a tool for health research: A systematic review. *American Journal of Public Health*, 107(1), e1–e8. <https://doi.org/10.2105/AJPH.2016.303512>
- Vicari, S., & Cappai, F. (2016). Health activism and the logic of connective action. A case study of rare disease patient organisations. *Information Communication and Society*. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1154587>
- von Gizycki, R. (2010). Contribution of rare disease patient organisations to medical education. *Orphanet Journal of Rare Diseases*, 5(Suppl 1), O25. <https://doi.org/10.1186/1750-1172-5-S1-O25>

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:

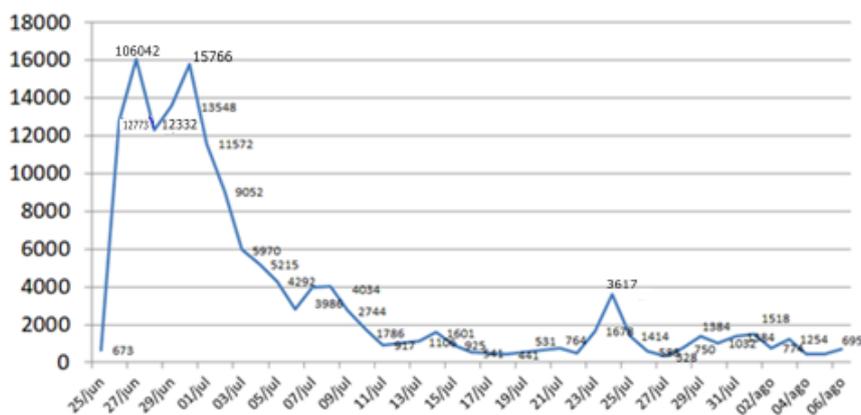


Ilustración 22. Distribución en el tiempo de los tweets recolectados: 2020

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.

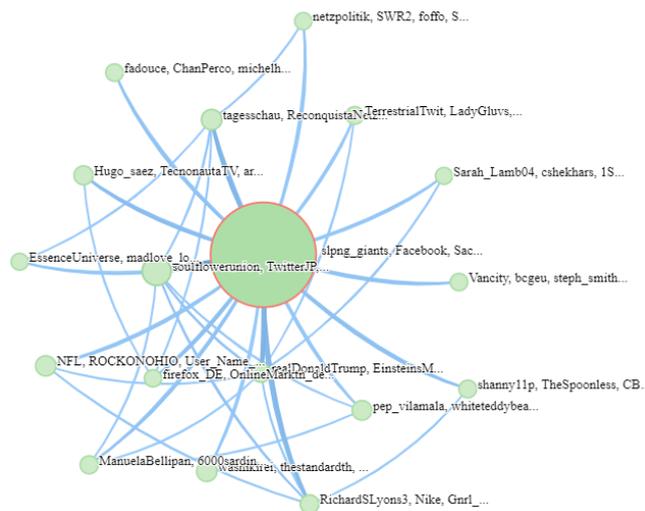


Ilustración 23. Estructura de la red en comunidades

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.

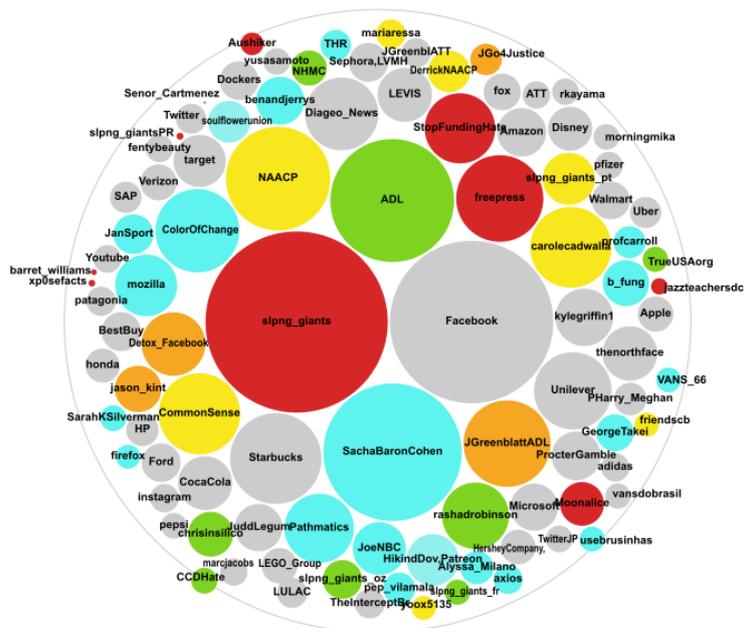


Ilustración 24. Los 100 actores más influyentes en la campaña Stop Hate for Profit

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*.

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.

