

Visualización e interpretación de las interacciones en los mensajes de autolesiones no suicidas en Twitter

Esther Martínez-Pastor *

Universidad Rey Juan Carlos, España

David Atauri-Mezquida

Universidad de Valladolid, España

Miguel Ángel Nicolás-Ojeda

Universidad de Murcia, España

Marian Blanco-Ruiz

Universidad Rey Juan Carlos, España

RESUMEN

Las autolesiones no suicidas (ANS) son un fenómeno en auge según indican numerosas entidades como UNICEF y afectan en gran medida a los jóvenes. Nuestro objetivo es definir una estrategia para analizar las publicaciones realizadas en Twitter por los jóvenes que practican las autolesiones, si hay diferentes tipos de usuarios y cómo son las reacciones de la comunidad. Hemos descargado los mensajes etiquetados con los hashtags #selfharm, #shtwt o #ouchietwt del 21 de octubre al 21 de noviembre de 2022 obteniendo una muestra de 1951 mensajes. A continuación, hemos recuperado los *likes*, los *retweets* y las respuestas agrupando todos los mensajes en conversaciones. Por último, recuperamos la información de los perfiles de los usuarios involucrados. Para cada etiqueta representamos los grafos de la estructura de red que forman las interacciones, siendo los usuarios los nodos de la red y las interacciones (*likes*, respuestas o *retweets*) las líneas que unen los nodos. Se puede observar claramente cómo los *likes* son la interacción más frecuente, y qué perfiles generan mayor respuestas y apoyo. La revisión manual de los mensajes con mayor apoyo nos revela que son en su práctica totalidad mensajes con fotos explícitas de lesiones abiertas. Las respuestas que suscitan son *likes*, felicitaciones y mensajes de admiración. De los datos obtenidos concluimos que etiquetas de Twitter como #shtwt y #ouchietwt refuerzan las conductas autolesivas, principalmente obteniendo el reconocimiento de la comunidad a través de los *likes*. Las interacciones entre sujetos que se autolesionan y los profesionales de la salud en Twitter es mínima.

Palabras clave: Jóvenes- Autolesión no suicida – Comunidades- Twitter- Comunicación red.

Visualization and interpretation of self-injury messages on Twitter

ABSTRACT

Non-suicidal self-harm (NSA) is a growing phenomenon, according to many organisations such as UNICEF, and it affects young people to a large extent. Our aim is to define a strategy to analyse the posts made on Twitter by young people who self-harm, whether there are different types of users and how the community reacts. We have downloaded the messages tagged with the hashtags #selfharm, #shtwt or #ouchietwt from 21 October to 21 November 2022, obtaining a sample of 1951 messages. We then retrieved likes, retweets and replies by grouping all messages into conversations. Finally, we retrieve information from the profiles of the users involved. For each tag we graphically represent the network structure formed by the interactions, being the users the nodes of the network and the interactions (likes, replies or retweets) the lines that join the nodes. It can be clearly seen how likes are the most frequent interaction, and which profiles generate the most responses and support. A manual review of the messages with the most support reveals that they are almost all messages with explicit photos of open injuries. The responses they elicit are likes, congratulations and messages of admiration. From the data obtained we conclude that Twitter tags such as #shtwt and #ouchietwt

reinforce self-harming behaviours, mainly by gaining community recognition through likes. Interactions between self-harmers and health professionals on Twitter are minimal.

Key words: *Young people – Self-harm-Communities- Twitter - Network communities.*

¹ *Contacto con los autores (correspondencia): Esther Martínez Pastor (esther.martinez.pastor@urjc.es)*

INTRODUCCIÓN

Las autolesiones no suicidas (ANS) son una conducta que desde la psicología no es nueva, pero en los últimos años ha sufrido un notable aumento. La autolesión no suicida (ANS) se entiende como todo acto para hacerse daño de manera directa y deliberada sobre el propio cuerpo, sin la intención de provocar la muerte, y son principalmente cortes autoinfligidos (Nock, 2010). De acuerdo con la literatura existente las ANS se utilizan para evitar o escapar de una frustración emocional y afectiva como una estrategia de regulación emocional (Guadix et al., 2020), autocalmante, que no puede gestionarse psíquicamente, se repite de forma ascendente y de la que es difícil salir sin ayuda profesional (Sipos Galvez et al., 2019).

Diferentes voces alertan sobre el aumento de esta conducta entre los jóvenes. UNICEF expresa que las ANS son un riesgo para la salud mental con porcentajes más altos entre las adolescentes (Unicef, 2020). De hecho, la comunidad científica, como la American Psychiatric Association y la Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, expresan la necesidad de un mayor estudio sobre el fenómeno por su trascendencia, especialmente porque se da de forma más frecuente y aumenta entre adolescentes (Barrocas et al., 2011, Steinhoff et al., 2021), un hecho que se ha agravado tras la pandemia de COVID-19 (Plener, 2021; Fundación ANAR, 2020). De hecho, desde 2010, ha habido un aumento de estudios de la conducta autolesiva entre menores y adolescentes que se centran en tres temas principalmente: perfil de los menores que se autolesionan (Barrocas et al., 2011; Muehlenkamp & Gutierrez, 2004), el método elegido y las cuestiones de género sobre quién lo realiza más frecuentemente (Steinhoff et al., 2021) con el propósito de comprender las funciones de la ANS para desarrollar un enfoque preventivo y de intervención (Brown y Plener, 2017; Kothgassner et al., 2021).

Este fenómeno se refleja también en las redes sociales como Instagram o Twitter, donde muchos usuarios publican fotos explícitas de sí mismos hiriéndose. Estas publicaciones provocan diferentes reacciones que pueden ser de refuerzo o de ayuda (Brown et al., 2018; García Carpintero et al., 2019).

Los estudios que abordan esta relación entre ANS y redes sociales son en su gran mayoría del

ámbito de la psicología y, en ellos, se analizan los motivos de estas conductas. Estas publicaciones en redes sociales parecen ofrecer soluciones a su angustia en cuanto que intercambian información con otros iguales, se sienten parte de un grupo y no aislados, obtienen rapidez en las respuestas y creen encontrar una salida emocional (Jacob et al., 2017). Otras líneas de investigación se focalizan en los motivos que subyacen detrás de publicar en la red sus autolesiones y las motivaciones que tienen para hacerlo, entre las que señalan: 1) llamadas de atención, demostración del dolor y la angustia, 2) liberación de tensión y 3) odio a sí mismos (Patchin & Hinduja, 2017). Otros se centran en la influencia de la imagen para conocer, a través de entrevistas en profundidad, a menores de entre 16 y 24 años, el poder de sugestión que tienen las imágenes, los dibujos y los textos que suben a Instagram los propios menores como creadores de contenidos de su dolor (García Carpintero et al., 2019; Jacob et al., 2017).

Por esto, nos parece necesario centrarnos en una red social como Twitter, con una alta penetración entre la juventud (IAB Spain, 2022) y un nivel de moderación de contenidos menor que en otras redes sociales populares como Instagram. El objetivo de este estudio es analizar los rasgos que definen las interacciones comunicativas realizadas entre los usuarios que publican o visualizan imágenes explícitas de autolesiones. Se pretende identificar quiénes son los usuarios más influyentes (que genera mayor número de interacciones en la comunidad, más allá del número de seguidores), qué mensajes provocan más reacciones y qué tipo de reacciones suscitan. El objetivo final es mostrar cómo se relaciona la comunidad de usuarios entorno a las autolesiones para ofrecer un primer acercamiento social desde el ámbito de la comunicación.

El fenómeno de jóvenes que difunden fotos de sus lesiones en Twitter es internacional y su comunidad comparte unos códigos propios más allá del idioma en el que se relacionan. Este estudio pretende dar respuesta a qué tipo de reacciones se generan entre “generadores de contenidos” y otros usuarios. Nos interesa conocer si estas publicaciones producen indiferencia o rechazo (reflejada en una falta de interacciones), respuestas de apoyo (del tipo “no hagas eso”, “en nuestra asociación podemos

ayudarte" ...), o únicamente "likes" a los mensajes.

El análisis detallado de datos no estructurados como son las imágenes y los tweets necesariamente tiene que ser manual, pero el volumen generado por las redes sociales es tal que hace materialmente imposible analizar la totalidad de los mensajes.

REDES SOCIALES Y AUTOLESIONES¹

En los últimos años, se han incrementado los estudios que relacionan el uso de las redes sociales con la salud mental, y en este sentido, también han surgido trabajos que muestran su preocupación en estudiar la presencia de las prácticas ANS en redes sociales (Picardo et al., 2020, Moss et al., 2022, Arendt et al., 2019, Moreno et al., 2016). Así el trabajo de Moss, Wibberley y Witham (2022) identifica quince estudios relacionados con este tema preocupados por medir el impacto de las ANS entre adolescentes. Entre otros objetivos, los autores destacan algunas de las principales temáticas de trabajo como son la relación entre el tiempo pasado en Instagram y la autolesión deliberada, la capacidad de la red para dar sentido de comunidad o de pertenencia a los jóvenes, el contagio social y desensibilización y normalización de la autolesión deliberada en esta red social. Por su parte, el trabajo de Picardo, McKenzie, Collings y Jenkin (2020) también se centra en el análisis del contenido de las ANS en Instagram a través de una revisión bibliográfica. En esta se destacan los trabajos sobre la propia terminología de las autolesiones, sobre estudios centrados en los usuarios, el contenido y los métodos de análisis. Los estudios centrados en el perfil de los usuarios se llevaron a cabo mediante encuestas realizadas a jóvenes entre 18 y 29 años y su exposición en la red social (Arendt et al., 2019). Los estudios centrados en los contenidos han estudiado las etiquetas y cómo las redes sociales tienen capacidad para actuar ante estos contenidos (Moreno et al., 2016). Otros trabajos analizaron descriptivamente contenidos mediante técnicas estadísticas descriptivas y frecuencias (Brown et al., 2018). Las investigaciones de Miguel (2017) y la de Carlyle et al. (2018) insistían en que Instagram debía dificultar el acceso a dicho contenidos identificando y dejando sin uso los hashtags relacionados con las ANS y aumentar la presencia del contenido de ayuda para este problema de salud mental.

Los primeros trabajos centrados en Twitter abordaron el fenómeno viral del reto de la ballena azul. El trabajo de Khasawneh et al. (2020) aborda este reto viral a partir de la codificación de mensajes de Twitter que hacían referencia explícita al desafío de la ballena azul. Los resultados revelaron que los usuarios publicaron sobre el desafío de la ballena azul para concienciar y desalentar la participación, expresar su dolor por los participantes en el reto, criticar a los participantes o describir una experiencia relevante.

Alhassan et al. (2021) rastrearon los tweets con la etiqueta #selfharm enfocándose principalmente en organizaciones interesadas en combatir las autolesiones. A través de un análisis textual identificaron seis categorías de usuarios que se autolesionan (fligidos, anti-autodestrucción, buscadores de apoyo, recuperados, pro-autodestrucción y en riesgo), en ese análisis también delimitaron cuál era la respuesta de los usuarios a la información sobre autolesiones que difundían en Twitter las organizaciones de la sociedad civil en sus acciones de sensibilización. Entre sus conclusiones afirmaban que los usuarios respondían a las publicaciones de las organizaciones con mensajes relacionados con la salud mental, y proponían que los medios sociales podían utilizarse como herramienta para combatir el impacto negativo de las autolesiones en jóvenes.

Por otra parte, Emma Hilton (2017) aborda el comportamiento de autolesión generado a través de Twitter con datos obtenidos del análisis de 372 mensajes identificando cinco temas: (1) la influencia de personajes famosos, (2) la autolesión no es una broma (con los subtemas de "no te reírías si me quisieras", "te parece divertido", "yo creo que es cruel"), (3) el apoyo a y de los demás, (4) los trastornos alimentarios y la autolesión y (5) los vídeos y las historias personales. Este estudio alerta de que las redes sociales pueden perpetuar los comportamientos autolesivos.

HASHTAG Y AUTOLESIONES NO SUICIDAS (ANS)

El incremento de las autolesiones en las redes sociales ha provocado que una parte de la corriente investigadora se centre en este medio. De hecho, Boyd acuña el término "digital self-harm" (Boyd, 2010). Esta denominación hace alusión a "las autolesiones online consistentes en

¹ Nos referimos a sitios de networking online, ampliamente reconocidos por el público en general

como "redes sociales", sobre los que hemos realizado análisis de redes sociales (*social network analysis*).

el uso de las tecnologías de la información y de la comunicación para colgar, enviar o compartir contenidos que resultan dañinos o humillantes para uno mismo" (Guadix et al., 2020).

Las redes sociales son un lugar en el que se comparten mensajes e imágenes y mediante *hashtags* etiquetan estos contenidos. Los *hashtags* son nombres con los que los usuarios identifican estos contenidos y están constantemente cambiando para no ser delatados por las propias redes sociales ni por otros usuarios que no forman parte de su comunidad, lo que dificulta analizar este tema. Scherr et al. (2020) ya indicaban en su trabajo que los *hashtags* relacionados con la autolesión cambian constante y rápidamente se quedan obsoletos. Por ello, proponían un primer algoritmo de reconocimiento de imágenes basado en inteligencia artificial [IA] para identificar automáticamente las fotos de cortes de NSSI en Instagram (Scherr et al., 2020).

Por este motivo, las investigaciones encuadradas en esta dirección tienen el objetivo de conocer cómo se identifican para comunicarse con sus pares. El trabajo de Shanahan, Brennan y House (2019) analiza 602 imágenes etiquetadas con algún *hashtag* de autolesión en el que aparecen en su mayoría imágenes de cortes leves acompañadas de mensajes positivos con el objetivo de expresar su malestar psíquico y otros problemas como adicciones, identidad, su cuerpo y el afán de pertenencia. Moreno et al. (2016) estudiaron los *hashtags* más utilizados formados a partir de la modificación de otras palabras, como "#selfinjuyyy" y "#selfharmmm", que aparecieron para evitar el bloqueo de Instagram y poder seguir compartiendo contenidos de este tipo. Asimismo, también encontraron *hashtags* ambiguos como #cat para referirse a cortes, #sue para referirse a suicidio o #ehtilb (blithe al revés) para tristeza. El empleo de estos términos poco intuitivos consigue que no se activen los mensajes de advertencia de la aplicación y que aparezcan imágenes de autolesiones en búsquedas que, a priori, no tienen esa finalidad como "#cat". Además, se analizó el contenido de los mensajes relacionados con un contenido empático, invitando al usuario a abandonar esa conducta y ofrecían ayuda de forma directa, es decir, eran positivos. El trabajo de Brown et al. (2018) buscó imágenes y a través de un análisis con expertos identificó otros *hashtags* # relacionados con autolesiones, obteniendo entre los resultados que los mensajes eran en su mayoría positivos: de advertencia, ofrecimiento de ayuda y empatía, entre otros. En esta línea la investigación de Moreno et al. (2016) analiza los *hashtags* # entendiéndolos como códigos entre los menores en Instagram para no ser localizados, tales como #blithe (ANS), #Deb

(Depresión) o #secretsociety123 (Problemas de salud mental incluyendo las ANS). Asimismo, el trabajo de Shanahan, Brennan y House (2019) que analiza contenidos en Twitter, Instagram y Tumblr llega a las mismas conclusiones acerca de que los menores utilizan estos medios para expresar sus emociones y ofreciendo inspiración a otros, pero no con mensajes negativos.

METODOLOGÍA

Para el presente estudio se ha decidido un enfoque de Análisis de Redes Sociales (ARS) que cuantifica las relaciones entre los actores con el objeto de crear matrices y grafos que representan esas relaciones como un todo. La estructura social es entendida como el producto de las interacciones transaccionales de los individuos (Aguirre, 2011)

El ARS trata de comprender las redes y sus participantes y se centra en dos aspectos principales: los actores y las relaciones entre ellos en un contexto social específico (Serrat, 2017). El ARS posee 4 características principales: 1) busca los lazos que vinculan actores sociales; 2) se basa en la evidencia empírica; recurre a grafos y al análisis morfológico de los mismos como herramienta de heurística central y 4) utiliza modelos matemáticos o computacionales para la formalización de proposiciones (Freeman, 2004)

La representación de la red formada por las interacciones entre usuarios permite mostrar indicadores del flujo de información como la densidad, la centralidad o la presencia de clústeres -subgrupos entre los que no existe relación o con una relación mínima (Himmelboim et al., 2017).

El ARS se basa en dos elementos: los nodos, que suelen representar entidades de la red (en este caso los usuarios de Twitter) y pueden contener propiedades propias y propiedades basadas en la red; y, por otro lado, las aristas o enlaces que representan las conexiones entre los nodos y también pueden contener propiedades (como el peso, que representa la fuerza de la conexión, la dirección, en caso de relación asimétrica, o el tiempo, si procede) (Goldenberg, 2021).

Desde el punto de vista de los nodos hemos definido tres límites diferentes (criterios de pertenencia a la red): los usuarios que publicaron en las tres diferentes etiquetas (selfharm, shtwt y ouchietwt)

Desde el punto de vista de los enlaces de los nodos hemos definido tres enlaces diferentes (y por lo tanto tres redes diferentes para cada conjunto de nodos): likes, retweets y respuestas.

- *Like*: un usuario indica que le gusta un mensaje. Es decir, refuerza el contenido del mensaje sea cual sea el contenido de este. Si el sentido del mensaje es negativo entonces los *likes* refuerzan la conducta negativa.
- *Retweet*: un usuario reenvía un mensaje a sus seguidores. El sentido no es tan evidente ya que puede reenviarse por diferentes motivos, pero implica que ha despertado interés y de esa manera también refuerza al usuario que publicó el mensaje inicialmente
- Respuesta: un usuario responde públicamente a un mensaje con otro mensaje. Para saber si refuerza o no al mensaje inicial es necesario una revisión manual de la respuesta.

Aunque estas interacciones son en sentido estricto relaciones asimétricas (A hace like a B) pueden ser consideradas simétricas entendiéndose que a A y B les gusta el mismo contenido. Lo mismo para retweets y respuestas; el interés por el contenido del mensaje es común.

De esta forma podemos conocer si entre los diferentes usuarios hay una comunicación que se retroalimenta, si solo hay un refuerzo de los mensajes mediante *likes* o si solo emiten mensajes sin interacción.

Se ha empleado la metodología clásica en minería de datos (Sued, 2020) que se divide en cuatro etapas: recolección, limpieza, procesamiento y visualización de datos.

Este tipo de estudios sobre ARS empleando la minería de datos en Twitter y las ciencias de la comunicación se ha aplicado a otros campos como las tendencias políticas o climas de opinión (Gualda et al., 2015, Fresno et al., 2015), las elecciones (Congosto, 2015), conductas sociales (Cárdenas, 2021), y también se han combinado con otras disciplinas como la etnografía digital (Maya-Jariego et al., 2021). En este caso se quiere aplicar a la salud mental, un ámbito novedoso para este tipo de estudios y, en particular, a las autolesiones no suicidas en jóvenes.

Recolección

Para la recolección de los mensajes de Twitter hicimos uso de su API (Twitter, n.d.) creando una aplicación *ad hoc* en Python.

Primero se realizó una fase exploratoria para decidir los hashtags que mejor recuperaban los mensajes relacionados con las autolesiones. Empezamos con el *hashtag* "selfharm". Para cada bloque de mensajes con dicha etiqueta devuelto por la API, recuperábamos todas las etiquetas aparecidas en el conjunto de los

mensajes. Del conjunto de etiquetas seleccionábamos una para repetir el proceso.

Un bloque de 20 *tweets* con el *hashtag* #selfharm produjo la siguiente lista de *hashtags* asociados:

'SelfHarm', 'styrotwt', 'professor', 'bod', 'BDISummit', 'catscratchtwt', 'goretwt', 'sh', 'babycuts', 'healthy', 'blood', 'MentalHealthAwareness', 'MentalHealthAct', 'cuttwt', 'lol', 'autism', 'tw', 'mentalillness', 'TW', 'touch', 'suicide', 'gore', 'planting', 'beans', 'cuts', 'edtw', '988twt', 'suicidetwt', 'ouchietwt', 'workout', 'TRIGGER', 'MentalHealthMatters', 'beanstwt', 'BrexitReality', 'chronicpain', 'shtwt', 'selfh', 'selfharm', 'cutting', 'NEIGHBORHOOD', 'PsychiatricEvaluation', 'cut', 'finemotor'.

Después de revisar manualmente los mensajes devueltos por las diferentes etiquetas y repetir el proceso con otros bloques de mensajes se seleccionaron las etiquetas siguiendo los criterios de mayor número de apariciones y contenido de autolesiones (independientemente del idioma): #selfharm, #shtwt ("Self Harm Tweet") y #ouchietwt ("Ouchie tweet"). Se da la circunstancia de que mensajes escritos en lenguas diferentes del inglés son también etiquetados con etiquetas en inglés, que pasan a ser globales.

El 21 de octubre de 2022 se descargaron todos los mensajes de las etiquetas seleccionadas con una cuenta de desarrollador de Twitter de nivel 'elevated' que permite recuperar los mensajes del último mes.

Como el número de *likes* y *retweets* varía con el paso del tiempo, pero sobre todo en los primeros días, se dejó un mes de plazo y el 21 de noviembre se actualizaron todas las conversaciones, los *likes* y los *retweets* de los mensajes previamente recuperados.

El número de mensajes obtenidos (1951) es superior al de otras investigaciones similares (Emma Hilton, 2017) y suficiente para establecer el tipo de interacciones más comunes entre una comunidad de usuarios.

Este primer estudio pretende obtener una fotografía de la comunicación con la que establecer una estrategia para la recolección de datos continua durante tres años en una segunda fase del proyecto, y estudiar la evolución temporal de la red social.

Limpieza

En muchos mensajes la etiqueta #shtwt aparecía acompañada de la etiqueta #edtw ("eating disorder tweet"). Sin embargo, #edtw es más propiamente una etiqueta asociada a la anorexia y, aunque parece revelar una relación clara entre

anorexia y autolesiones, este análisis queda fuera de los objetivos de la presente investigación. La etiqueta #edtw, por tanto, la descartamos por no ser específica de autolesiones.

Se observó, en la fase exploratoria y en la revisión manual de mensajes, que existían dos categorías de usuarios claramente diferenciadas:

- Aquellos que se autolesionaban.
- Usuarios que trabajaban o se interesaban en las autolesiones de manera profesional: instituciones, investigadores, psicólogos/as.... A esta categoría la denominamos "Expertos".

Para cada usuario se creó el atributo "es Experto" que podía tomar cuatro valores: "no", "sí", "probablemente no", "probablemente sí" de modo que en la representación gráfica de la red se pudiese asignar un color a cada nodo en función de la categoría asignada al usuario.

Cada usuario que escribió un mensaje o retweeteó fue clasificado de manera automatizada. Si tenía un número de seguidores mayor que de seguidos y un mínimo de 1000 seguidores, se le asignó al atributo "es Experto" el valor "probablemente sí", en caso contrario, se le asignó el valor "probablemente no".

Se implementó una supervisión y edición manual de las categorías, ya que el número de nodos en los que la identificación automática fallaba no era

alto, pero sí fallaba para usuarios muy significativos. La edición manual permitió confirmar los usuarios expertos identificados automáticamente y deshacer los errores de clasificación (Tabla 1).

Tabla 1

Muestra analizada.

Periodo	Hashtag	Mensajes analizados	Tipos de interacciones analizadas
21/10/22 21/11/22	#selfharm #shtwt #ouchietwt	1951	-Conversaciones - Respuestas - Retweets - Likes

Procesamiento

La totalidad de los mensajes obtenidos para cada etiqueta se almacenó en un diccionario, agrupando los mensajes por el ID de la conversación.

Cada conversación contenía un diccionario en el que cada clave era el ID del mensaje. Cada mensaje contenía los siguientes atributos: texto del mensaje, cantidad de *retweets*, cantidad de *likes*, cantidad de respuestas, fotos (si las tenía), ID del autor e ID de la conversación.

Para cada mensaje se obtuvo, con diferentes consultas a la API, la lista de ids de los usuarios que hicieron *like* al mensaje y la de IDs de los usuarios que hicieron *retweet*.

```

* tweets:
  - 1381828262446592:
    - 1381828262446592:
      author_id: "147640718940552515"
      conversation_id: "158183285262446592"
      text: "no es profunzo pero sangró mucho después JAJAJAJ #selfharm #autolesión #autolesion #babycuts https://t.co/8TPOuYyBq"
      id: "158183285262446592"
      public_metrics:
        retweet_count: 0
        reply_count: 0
        like_count: 1
        quote_count: 0
      photos: []
      likes:
        - "147640718940552515"
    
```

```

* usuarios:
  - 5634082:
    public_metrics: {}
    username: "lovelewest"
    verified: false
    name: "wella (she/her, abortion is healthcare)"
    description: "Abortion is healthcare. Leral AF. She/her, demi."
    profile_image_url: "https://pbs.twimg.com/profile pictures/8735/q58dzf3i_normal.jpg"
    id: "5634082"
    color: "green"
    size: 35
    esInstitución: false
    esExperto: true
    
```

Gráfico 1. Ejemplo de conversación y usuario almacenados en formato JSON

Para evitar la pérdida de mensajes cuando un usuario responde a otro sin incluir los *hashtags* estudiados (algo bastante frecuente), se realizó de nuevo la consulta a la API por el ID de conversación recuperado del mensaje inicial, evitando así que se perdiesen esas respuestas.

Una vez recuperados todos los mensajes, se extrajo la lista de usuarios del conjunto (todos los que habían escrito, respondido o retweeteado) y se recuperó, a través de la API, la información de cada usuario: nombre, foto de

perfil, seguidores, seguidos, descripción del perfil, y si es usuario verificado.

Se crearon también recursos para listar los mensajes ordenados por número de *likes*, respuestas y *retweets*; y para calcular los indicadores de cohesión de las redes.

Visualización

Para visualizar los datos se realizó una aplicación web en Vue.js que lanzaba las consultas a nuestra API desarrollada en Python. Para

representar la estructura de la red se utilizó el componente vue-d3-network.

Se creó un recurso que devolvía los nodos y las aristas para la representación de la red.

Los límites de las redes representadas en los grafos son el conjunto de usuarios que escriben bajo los tres diferentes *hashtags*.

Los nodos representan los usuarios que escribieron un mensaje o hicieron *retweet*. El tamaño del nodo es proporcional al número de seguidores según la tabla 2:

Tabla 2

Tamaño de los nodos en función del número de seguidores

Followers	0	1	10	100	1k	10k	100k	1,000k
Tamaño del nodo (px)	1	2	4	8	15	25	40	80

Por otra parte, se asignó a cada nodo un color en función de la categoría en la que se clasificó para el usuario:

- Verde: usuario experto verificado manualmente (institución, profesional de la salud, investigador...)
- Azul: probablemente un usuario experto, clasificado así automáticamente, pero sin ser verificado manualmente
- Rojo: usuario que se autolesiona verificado manualmente
- Negro: sin clasificar. No ha pasado la clasificación automática como experto y no ha sido revisado manualmente. Muy probablemente es un usuario que se autolesiona.

La aplicación web generada permite realizar el grafo de la red calculando los enlaces que unen los nodos a partir de los diferentes tipos de interacciones (*like*, *retweet*, *respuestas*). Si un usuario A hace *like* (o *retweet* o responde) a un

mensaje de B se crea un enlace que une los nodos A y B. Un número sobre el enlace indica el número de veces que se ha producido un tipo de interacción. Por ejemplo, un usuario puede hacer *like* a tres mensajes diferentes de otro usuario. En ese caso habría 2 nodos unidos por una línea y el número 3. Si un mensaje tiene un *like* realizado por un usuario que no existe en la lista de usuarios, porque no ha escrito antes ni *retweeteado*, lo añadimos con el tamaño mínimo ya que lo consideramos un usuario con un protagonismo menor ya que no genera contenido.

Aspectos éticos

El análisis llevado a cabo no requiere de un consentimiento informado dado que son perfiles abiertos y públicos y no conllevan ninguna información personal. Asimismo, hemos evitado incluir imágenes y mensajes sensibles.

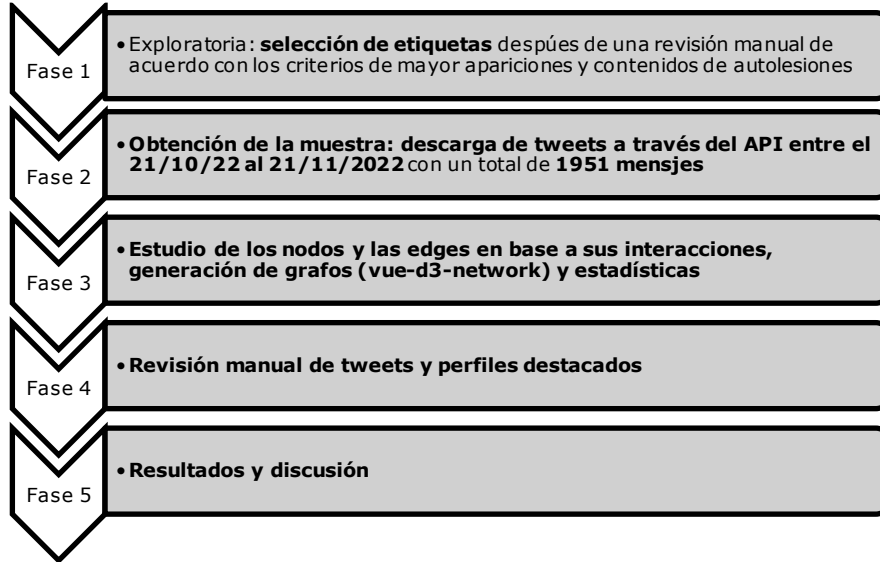
RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se recuperaron 1.951 mensajes de 1607 conversaciones, pudiendo estar algunos de los mensajes doblemente etiquetados (un mensaje podía por ejemplo contener las etiquetas *#selfharm* y *#shtwt*).

Los usuarios expertos agrupados por etiquetas son los siguientes:

- Selfharm: 34 expertos de 511
- Shtwt: 0 de 2617
- Ouchietwt: 0 de 452

En la tabla 4 se observan los resultados de las etiquetas analizadas *#selfharm*, *#shtwt* y *#ouchietwt*, con los KPI's más habituales en el análisis de la red social Twitter (*retweets*, conversaciones, *likes*, respuestas, etc.) y que dan información sobre el engagement que tienen los contenidos creados por los diferentes usuarios.

Tabla 3*Procedimiento.***Tabla 4.***Interacciones de las comunicaciones*

	#selfharm	#shtwt	#ouchietwt
Conversaciones	173	1.329	105
Mensajes	284	1.456	211
Respuestas	109	848	116
Retweets	105	612	21
Likes	1.150	8.095	772
mensajesConLike	178	1.162	143
Mensajes con like (%)	62,68	79,8	67,77
mensajesConRt	44	248	12
Mensajes con RT (%)	36,97	42,03	9,95
mensajesConReply	80	467	71
Mensajes con respuesta (%)	28,17	32,07	33,65

Tabla 5.*Indicadores de cohesión de las dierentes redes analizadas*

	selfharm	Shtwt	ouchietwt
Densidad (likes)	0.0018	0.0004	0.0056
Densidad (Retweets)	0.0001	>0.0001	0.0001
Densidad (Reply)	0.0002	>0.0001	0.0008
Grado Medio (likes)	0.68	0.53	1.26
Grado Medio (Retweets)	0.03	0.06	0.03
Grado Medio (Reply)	0.09	0.05	0.18
% Nodos aislados (likes)	42.26	57.3	4.41
% Nodos aislados (Retweets)	96.1	93.72	95.37
% Nodos aislados (Reply)	90.0	95.25	86.12

Como puede apreciarse #shtwt es el *hashtag* más activo con 1456 mensajes frente a 284 de #selfharm y 211 de #ouchietwt. De la tabla 2 se deducen también dos datos muy significativos:

- La forma más frecuente de retroalimentación es el *like*, que refuerza el mensaje sin que quepa interpretación.

- El 80% de los mensajes de #shtwt recibió al menos un *like* (un refuerzo positivo).

El *hashtag* #shtwt es también la que produce mayor *engagement* (un porcentaje mayor de *likes* y *retweets*), por lo tanto, los usuarios que publican bajo esta etiqueta son los que reciben un refuerzo mayor.

Para entender la importancia del hecho de que los mensajes con el *hashtag* #shtwt produzcan tanto refuerzo es necesaria una posterior revisión manual de los mensajes. Como se señalaba en la metodología, tras revisar los mensajes ordenados por número de *likes*, el contenido observado es, en su inmensa mayoría, imágenes de cortes profundos, sangre y cuchillas. También son muy recurrentes imágenes de cortes con emoticonos en los que se banaliza la autolesión.

En un trabajo futuro se abordará un análisis más detallado de las características de los mensajes que tienen más éxito entre la comunidad.

Por otro lado, teniendo en cuenta que una red social se define como una estructura social compuesta por un conjunto finito de actores y configurada en torno a una serie de relaciones entre ellos que se puede representar en forma de uno o varios grafos (Aguirre, 2011). Los grafos se componen de nodos que representan

los actores y aristas que representan las relaciones.

Teniendo en cuenta los tipos de actores, se observa que mientras que el *hashtag* #selfharm es una red de modo 2 (con 2 tipos de usuarios diferentes), los *hashtags* #shtwt y #ouchietwt constituyen redes de modo 1 (Gráfico 2).

La relación entre nodos a analizar debe tener algún efecto evidenciable sobre los actores (Aguirre, 2011). En cuanto a los enlaces de la red se han analizado por separado las redes formadas por respuestas, *retweets* y *likes*. Los principales indicadores de cohesión se muestran en la tabla 5.

Respuestas y *retweets*

Las respuestas a los mensajes, así como los *retweets* son una forma de *engagement* poco utilizada, no constituyen una red densa y aparecen pequeños clústeres que representan grupos de usuarios que mantienen conversaciones entre ellos. No se aprecian diferencias notables entre las diferentes etiquetas.

La red formada por la etiqueta #ouchietweet es la de menor tamaño (menor número de nodos) pero es la más cohesionada y robusta, presentando valores de cohesión mayores en todos los indicadores que en las redes formadas por #selfharm y #shtwt. La cohesión es en general muy reducida especialmente en *retweets* y respuestas (tabla 5).

En el caso de la red formada por #selfharm las interacciones entre usuarios de distinta categoría es inexistente. No se establece comunicación directa entre jóvenes que practican la autolesión y expertos o instituciones.

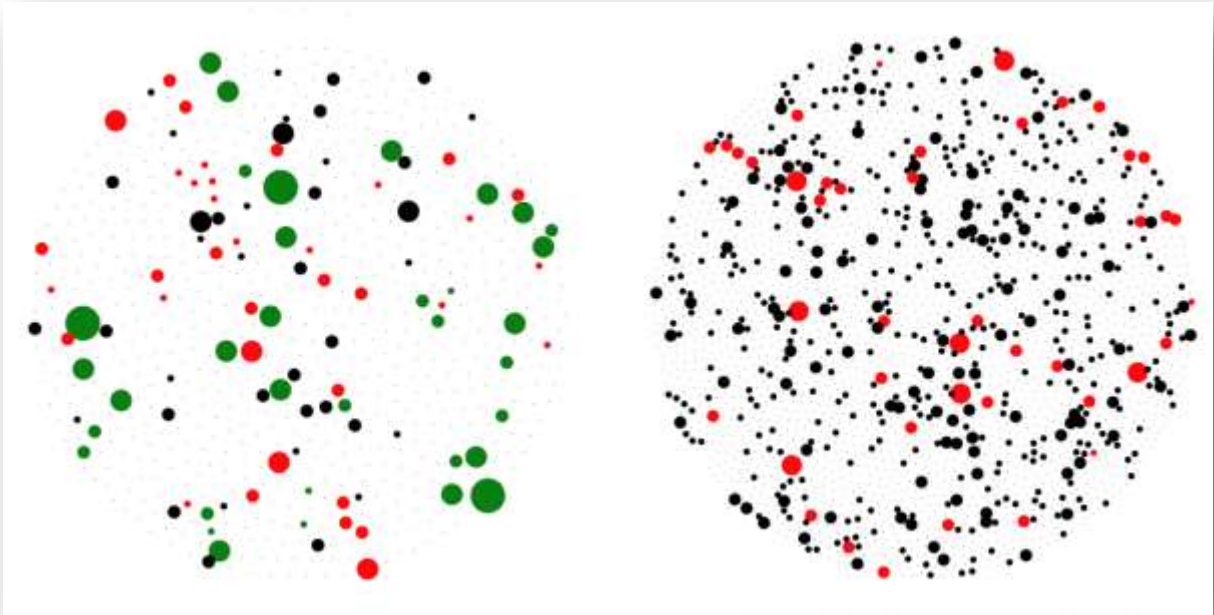


Gráfico 2. Nodos de las redes formadas por #selfharm (izda) #shtwt (dcha.)

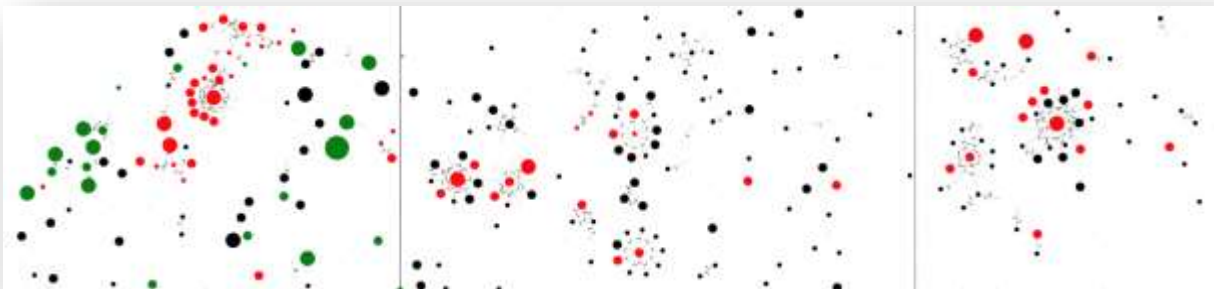


Gráfico 3. Respuestas entre mensajes de usuarios. #selfharm (izda.), #shtwt (centro), #ouchietwt (dcha).
Fuente propia.

Likes

Los likes son una de las herramientas que tienen las redes sociales para que cualquier usuario pueda medir la popularidad de los contenidos. Este control social sobre el éxito y la popularidad puede tener un impacto negativo sobre la salud mental de las personas generando ansiedad, sentimientos de soledad no deseada, depresión... (Berryman et al., 2018; Naslund et al., 2020) En el caso de las ANS, las interacciones en línea como los *likes* proporcionan un apoyo social esencial para estos jóvenes que, de otro modo, estarían aislados, y también contribuyen a normalizar y fomentar el comportamiento autolesivo y añadir comportamientos

potencialmente letales al repertorio de las y los adolescentes autolesionistas establecidos y de los que exploran opciones de identidad (Whitlock et al., 2006). Este fomento de las interacciones en línea entre personas con interés en las ANS se observa en el gráfico 4 donde se corrobora esa tendencia a la *The virtual cutting Edge* observada de forma exploratoria por el equipo de Whitlock (2006).

La red de interacciones que forman los *likes* (ver fig. 4), a diferencia de las respuestas y los *retweets* (fig. 3), es mucho más tupida, especialmente entre los usuarios que practican las autolesiones (no etiquetados como expertos). Como se aprecia en la tabla 5 en los

tres hashtags estudiados las redes de likes son las más cohesionadas con un grado medio hasta 10 veces el grado de las redes de retweets o respuestas.

El porcentaje de nodos aislados supera el 90% en las redes de retweets y respuestas para las tres etiquetas. En cuanto a los likes el porcentaje de nodos aislados es del 42% en #selfharm y 57% en shtwt pero solo 4.4% en el caso de #ouchietweet (Tabla 5)

Los usuarios expertos en #selfharm interaccionan poco y la interacción entre ellos y los lesionados es mínima. A diferencia de lo que afirmaban Alhassan et al. (2021) las instituciones que utilizan el #selfharm o

#ouchierwt no interactúan con los usuarios que comparten contenidos de autolesiones.

Los *likes* son la forma preferida de interacción entre los usuarios que practican las autolesiones (en todas las etiquetas) y encuentran por tanto un refuerzo de su actitud, como indicaban en su trabajo Brown et al. (2018) y García et al. (2019).

Para entender qué actitudes son las más potenciadas, basta con ordenar los mensajes por número de *likes*. El mensaje que más *likes* acumuló (274) se corresponde con unas fotografías explícitas de cortes profundos.

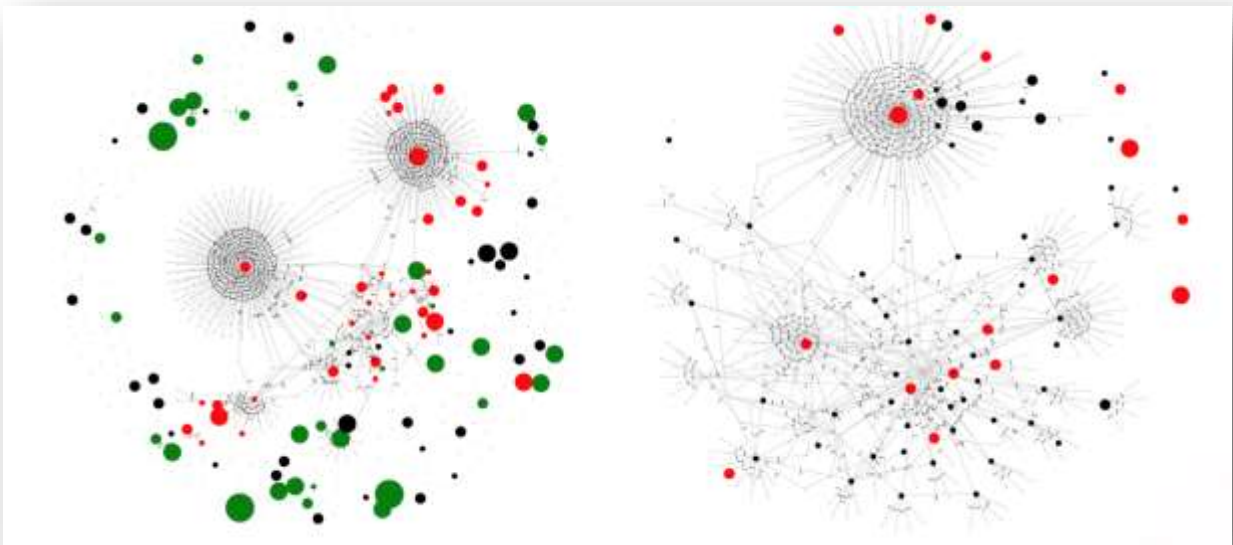


Gráfico 4. Usuarios que publicaron con el hashtag #selfharm (izda.) y #ouchierwt (dcha.) Los enlaces representan los *likes* realizados entre usuarios a través de algún mensaje. Fuente propia.

Esto no es una excepción, sino que todos los mensajes más valorados son similares. No hay entre los mensajes bien valorados por la comunidad ninguno relativo a la superación del problema, petición de ayuda o similar, ni con mensajes positivos. Esto es lo contrario de lo que afirmaban Shanahan, Brennan y House (2019). En nuestros datos no aparecen destacadas reacciones de ayuda como indicaban en sus estudios García et al. (2019) o Brown et al. (2018), muy mayoritariamente el refuerzo es negativo. Probablemente el tipo mensajes depende de las etiquetas analizadas, que además pueden variar con el tiempo.

Ante esta situación la red social de Twitter podría frenar la difusión de mensajes textuales y de

imágenes redirigiendo estos a las instituciones que trabajan estos temas para que estos les ofrezcan ayuda especializada o realicen una campaña de sensibilización, como afirmaban Miguel et al. (2017) y Carlyle et al. (2018).

El mensaje que más respuestas recibió lo hizo en la etiqueta #shtwt y propone la creación de un grupo de chat específico de autolesiones. Recibió 10 respuestas celebrando la idea. Ninguno de los usuarios que apoyaron la idea de crear el grupo era un terapeuta o un profesional, sino que todos eran usuarios que practicaban las autolesiones y se entiende que el ánimo del grupo no era la curación.

Uno de los usuarios se autodefine como "gay con ganas de suicidarse", un perfil que muestra de

forma clara para la comunidad de jóvenes que padece problemas de salud mental. Es interesante identificar estos perfiles porque son capaces de movilizar a la comunidad hacia otras plataformas. Además, por el número de seguidores este tipo de perfiles como el del usuario antes mencionado no sería clasificado ni siquiera como nanoinfluencer, pasaría desapercibido, en cambio, teniendo en cuenta las particularidades de esta comunidad, no funciona de la misma forma.

Tradicionalmente se ha considerado como más influyentes a aquellos usuarios que tienen más seguidores, y a su vez a aquellos cuyos seguidores tienen más seguidores.

Este modelo no es óptimo en nuestro caso ya que prima a usuarios institucionales, que tienen muchos seguidores, pero con una influencia nula entre jóvenes que practican las autolesiones.

Usuarios con un número de seguidores comparativamente bajo tienen una influencia elevada en la comunidad como se demuestra principalmente a través del número de likes.

Hastags

En cuanto a la aparición de otros *hastags* en el conjunto de los mensajes se obtuvieron los siguientes resultados (solo se muestran los 9 más repetidos de cada grupo):

- shtwt: edtw (1979), 988tw (811), obslovetwt (276), obslove (261), goretwt (258), sh (146), catscratchtw (143), yantwt (143), selfharm (143)
- selfharm: shtwt (60), mentalhealth (25), depression (18), SelfHarm (17), beanstwt (14), sh (14), suicide (13), blood (11), ouchietwt (11),
- ouchietwt: shtwt (91), 988tw (56), styrotwt (40), catscratchtw (39), sliceytw (26), beanstwt (24), raspberryfillingtw (22), barcodetwt (18), goretwt (16)

Como se desprende de la tabla 5 y se ha analizado más arriba en el caso de #ouchietwt, etiquetas con un número de mensajes y de usuarios relativamente menor pueden estar mucho más cohesionadas y ser más robustas, y es de esperar que ejerzan una influencia mucho mayor entre sus usuarios. Tal parece ser el caso de etiquetas como #988tw, #goretwt, #styrotwt o #beanstwt de una temática muy específica.

CONCLUSIONES

El fenómeno de adolescentes que utilizan las redes sociales para difundir su dolor y encontrarse con sus iguales tiene una dimensión

internacional que es necesario conocer en mayor profundidad para saber cómo trabajar desde los distintos ámbitos.

A través del análisis de redes sociales (ARS) se han podido comprender mejor dos aspectos principales del fenómeno: sus actores y las relaciones entre ellos, en un contexto social específico como es la red social Twitter. Se ha podido conocer qué tipo de reacciones se generan entre "generadores de contenidos" y otros usuarios, así como las interacciones sociales que se producen dentro de la comunidad de los *hastags* #selfharm, #shtwt y #ouchietwt.

En los resultados, se detectaron dos tipos de conversaciones: una exógena a adolescentes y jóvenes que consumen/producen contenidos sobre ANS protagonizada por expertos y centrada en el *hashtag* #selfharm, y otra endógena entre jóvenes y adolescentes en la que comparten su dolor entre iguales centradas en *hashtag* como #shtwt y #ouchietwt. Dos planos de conversación con pocos puntos de conexión, lo que se traduce en que las y los jóvenes que sufren ANS tienden a construir redes *random*, en la que la tendencia de los individuos es a asociarse y vincularse con otros similares, lo que se traduce en el ARS en propiedades similares entre vecinos.

El trabajo que aquí se presenta continúa la línea de aquellos preocupados en resaltar la importancia de analizar las actividades de los usuarios de las redes sociales en torno a la proyección de las autolesiones no suicidas. En concreto, este trabajo utiliza una metodología exploratoria y descriptiva de sus relaciones en Twitter que, aunque iniciática, es fundamental para mostrar la importancia de este fenómeno.

A pesar de que la comunidad es pequeña, el número de *likes* analizados es óptimo para identificar los usuarios y los mensajes más influyentes frente a otras relaciones como número de seguidores, retweets o respuestas. Los resultados señalan que los *likes* proporcionan en esta comunidad un apoyo social esencial para los y las jóvenes que se autolesionan, y esto es una tendencia que debe ser tenida en cuenta en la intervención psicosocial y en la sensibilización por parte de las instituciones. El *like* es el tipo de interacción más repetido entre jóvenes que se autolesionan y el que de una manera más profunda puede afectar a su comportamiento.

El aporte metodológico del análisis de redes sociales (ARS) nos ha permitido identificar que existe redes de usuarios con una alta actividad en torno a las ANS. El número de publicaciones, la tipología de contenidos, las etiquetas para tipificarlos y las reacciones son algunos de los

indicadores que permiten describir y analizar este tipo de relaciones. En concreto, este trabajo ha representado estas relaciones en forma de redes, atendiendo a las reacciones que provocan los contenidos publicados por usuarios en torno a temáticas concretas, de lo que extraemos algunas conclusiones de interés que pueden orientar las líneas de futuro que esta investigación deja marcadas:

- El método planteado confirma la existencia de redes de usuarios que interactúan diariamente en Twitter mediante la publicación de contenidos que son clasificados bajo etiquetas concretas o hashtag.

- El elevado número actual de usuarios en torno a estas temáticas en Twitter demuestra que el estudio del fenómeno por parte de investigaciones previas sigue activo y que no respondió a una tendencia o moda.

- Las redes de relación en torno a las ANS están condicionadas al tipo de respuesta que los usuarios realizan a los contenidos publicados por otros usuarios. Sin este tipo de respuesta, sería muy difícil determinar la relación entre usuario y no podríamos describir ni representar las redes existentes.

- Las redes de contenidos publicados bajo las etiquetas #selfharm y #ouchierwt son las redes que más interacciones provocan entre los usuarios que interactúan con este tipo de contenidos, lo que confirma la existencia de un código reconocido por los usuarios. Un código que, por lo observado durante el análisis, es más complejo que solo la utilización de #, pero que sin estos no cabría la clasificación.

- La consolidación de estos códigos permite la existencia de redes de usuarios. La aplicación de la metodología ARS al estudio de este fenómeno, nos permite confirmar que las relaciones entre los usuarios son estables y nos emplaza a futuros estudios de redes que permitan avanzar en la tipología de relaciones, como, por ejemplo, identificar las tipologías de contenidos publicados bajo cada # y si existen diferencias entre ambos o valorar la evolución de los nodos o usuarios más influyentes atendiendo al volumen de contenidos publicados o la tipología de los mismos.

- Una línea de interés para futuro nos plantea el estudio de las temáticas de contenidos. Un estudio de las redes que muestre quien publica, bajo qué etiquetas, estableciendo el like como elemento de relación, nos permitiría dotar de significado a la proyección que estos usuarios hacen de las ANS.

- Los contenidos publicados bajo etiquetas muy específicas como #ouchietwt generan redes más cohesionadas y robustas que los contenidos más

generales publicados con la etiqueta #selfharm o #shtwt, probablemente con mayor poder de influencia, por lo que su estudio y seguimiento nos parece muy importante a pesar de su reducido tamaño.

- La red medida a través del número de likes, muestra el interés hacia la temática (hashtag) y gradúa el valor de la publicación.

- El análisis de las redes de usuarios más activos, aquellos que publican más y/o sus contenidos son más valorados porque reciben más likes, también permite identificar qué usuario plantean más reacciones a contenidos, aunque no publiquen.

- Los resultados de nuestro trabajo han demostrado que la valoración de la publicación, el mayor o menor número de likes que posean un tipo u otro de usuarios, configura redes de usuarios que se relacionan entre sí. Vigilar este tipo de relaciones y la evolución de la red es de gran importancia en tanto que la valoración de una publicación, la valoración que se hace del comportamiento publicado, del tipo de corte, influye en el reconocimiento de la misma. Este hecho puede ser especialmente grave, pues puede ser un factor que determine la evolución de la gravedad del tipo de autolesiones publicada, ya que no debemos olvidar que una gran parte de las publicaciones son fotografías de autolesiones de los propios usuarios. Valorado así, este trabajo plantea que debe tenerse en cuenta la posibilidad de que estas prácticas influyan o potencien las conductas autolesivas, así como la práctica concreta de la autolesión.

- Diferenciar entre usuarios activos, según número de publicaciones, y usuarios activos, según número de reacciones a publicaciones, se presenta como un posible objeto de estudio de futuro para comprender si la publicación o consumo de este tipo de contenidos influye en las conductas de estos usuarios hacia las autolesiones no suicidas. La aplicación del análisis desde el enfoque del ARS a este objeto de estudio ayudaría a graduar, por ejemplo, el tipo de publicación según la graduación de las interacciones de los usuarios que no publican frente a los que sí publican.

- Por otra parte, la representación gráfica de las interacciones también muestra la inexistente interacción entre las instituciones asociadas a hashtags de autolesiones y los usuarios. Ambos están en esferas diferentes. Allí donde interactúan las instituciones ocupadas en la vigilancia de estas prácticas no interactúan los individuos objeto de su vigilancia y, al contrario, los usuarios interactúan en escenarios donde no se aprecia la presencia de las instituciones. Se concluye, así pues, que este modelo de trabajo actúa como una herramienta activa que

permite evolucionar y continuar con la investigación de esta realidad social, orientada, en próximos trabajos, hacia el reconocimiento, la catalogación y el almacenamiento de la tipología de imágenes autolesivas, identificando las etiquetas utilizadas y su evolución, así como la identificación de los usuarios con mayor presencia, valorando su comportamiento y sus relaciones.

Agradecimientos. Este artículo es parte del proyecto "Representación mediática de las autolesiones de los menores en los medios de comunicación y redes" (PID2021-124550OB-I00) enmarcado en la convocatoria Proyectos de Generación del Conocimiento 2021, subvencionado por el Plan Nacional del Ministerio de Ciencia e Innovación

REFERENCIAS

- Aguirre, J. L. (2011).** Introducción al análisis de redes sociales. Documentos de Trabajo del Centro Interdisciplinario para el Estudio de Políticas Públicas, 82(2), 1-59.
- Alhassan, M. A., Inuwa-Dutse, I., Bello, B. S., & Pennington, D. (2021).** Self-harm: Detection and support on Twitter. 255. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.00174>
- Arendt, F., Scherr, S., & Romer, D. (2019).** Effects of exposure to self-harm on social media: Evidence from a two-wave panel study among young adults. *New Media & Society*, 21(11-12), 2422-2442. <https://doi.org/10.1177/146144481985010>
- Barrocas, A. L., Jenness, J. L., Davis, T. S., Oppenheimer, C. W., Technow, J. R., Gulley, L. D., Badanes, L. S., & Hankin, B. L. (2011).** Developmental perspectives on vulnerability to nonsuicidal self-injury in youth. *Advances in Child Development and Behavior*, 40, 301-336. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-386491-8.00008-6>
- Berryman, C., Ferguson, C.J. & Negy, C. (2018).** Social Media Use and Mental Health among Young Adults. *Psychiatr Q* 89, 307-314 (2018). <https://doi.org/10.1007/s11126-017-9535-6>
- Boyd, D. (2010).** Digital Self-Harm and Other Acts of Self-Harassment. <https://www.zephorio.org/thoughts/archives/2010/12/07/digital-self-harm-and-other-acts-of-self-harassment.html>
- Brown, R. C., Fischer, T., Goldwich, A. D., Keller, F., Young, R., & Plener, P. L. (2018).** # cutting: Non-suicidal self-injury (NSSI) on Instagram. *Psychological Medicine*, 48(2), 337-346. doi: 10.1017/S0033291717001751.
- Brown, R.C., Plener, P.L. (2017).** Non-suicidal Self-Injury in Adolescence. *Curr Psychiatry Rep* 19, 20. <https://doi.org/10.1007/s11920-017-0767-9>
- Cárdenas, J. (2021).** Networking for innovation: an analysis of research on social networks, social capital, and innovation. *International Review of Sociology*, 31(3), 392-409. <https://doi.org/10.1080/03906701.2021.2015978>
- Carlyle, K. E., Guidry, J. P., Williams, K., Tabaac, A., & Perrin, P. B. (2018).** Suicide conversations on InstagramTM: Contagion or caring? *Journal of Communication in Healthcare*, 11(1), 12-18. <https://doi.org/10.1080/17538068.2018.1436500>
- Congosto, M. L., (2015).** Elecciones Europeas 2014: Viralidad de los mensajes en Twitter. *Redes. Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*, 26(1), 23-52. <https://doi.org/10.5565/rev/redes.529>
- Emma Hilton, C. (2017).** Unveiling self-harm behaviour: What can social media site Twitter tell us about self-harm? A qualitative exploration. *Journal of Clinical Nursing*, 26(11-12), 1690-1704. <https://doi.org/10.1111/jocn.13575>
- Freeman, L. (2004).** The development of social network analysis. *A Study in the Sociology of Science*, 1(687), 159-167.
- Fresno García, M., Daly, A. J., & Supovitz, J. (2015).** Desvelando climas de opinión por medio del Social Media Mining y Análisis de Redes Sociales en Twitter. El caso de los Common Core State Standards. *Redes. Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*, 26(1), 53-75. <https://doi.org/10.5565/rev/redes.531>
- Fundación ANAR (2020).** Informe Anual teléfono/chat Anar en tiempos de Covid-19, año 2020. En <https://acortar.link/3MEyAS>
- García Carpintero, A., Alberdi Páramo, I., Bermejo Pastor, A., Cabañas, J., Rodado León, & Montero Hernández. (2019).** Instagram como ejemplo de red social de doble filo en relación con la conducta suicida. Instituto de psiquiatría y salud mental Hospital Clínico San Carlos, Madrid, España. <http://psiqu.com/1-9452>
- Goldenberg, Dmitri (2021).** "Social network analysis: From graph theory to applications with python." *PyCon 2019 — 3rd Israeli National Python Conference, Israel, 2019.* arXiv preprint arXiv:2102.10014

- Guadix, M. G., Almendros, C., Mondragón, L. R., & Pérez, E. M. (2020).** Autolesiones online entre adolescentes españoles: Análisis de la prevalencia y de las motivaciones. *Revista de Psicología Clínica Con Niños y Adolescentes*, 7(1), 9–15. doi: 10.21134/rpcna.2020.07.1.1
- Gualda, E., Borrero, J. D., & Cañada, J. C. (2015).** La 'Spanish Revolution' en Twitter (2): Redes de hashtags y actores individuales y colectivos respecto a los desahucios en España. *Redes. Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*, 26(1), 1–22. <https://doi.org/10.5565/rev/redes.535>
- Himelboim, I., Smith, M. A., Rainie, L., Shneiderman, B., & Espina, C. (2017).** Classifying Twitter topic-networks using social network analysis. *Social Media+ Society*, 3(1), <https://doi.org/10.1177/2056305117691545>
- IAB Spain (2022).** Estudio de Redes Sociales 2022. Disponible en: <https://iabspain.es/estudio/estudio-de-redes-sociales-2022/>
- Jacob, N., Evans, R., & Scourfield, J. (2017).** The influence of online images on self-harm: A qualitative study of young people aged 16–24. *Journal of Adolescence*, 60, 140–147. DOI: 10.1016/j.adolescence.2017.08.001
- Khasawneh, A., Madathil, K. C., Dixon, E., Wiśniewski, P., Zinzow, H., & Roth, R. (2020).** Examining the self-harm and suicide contagion effects of the Blue Whale Challenge on YouTube and Twitter: Qualitative study. *JMIR Mental Health*, 7(6), e15973. DOI: 10.2196/15973
- Kothgassner, O., Goreis, A., Robinson, K., Huscsava, M., Schmahl, C., & Plener, P. (2021).** Efficacy of dialectical behavior therapy for adolescent self-harm and suicidal ideation: A systematic review and meta-analysis. *Psychological Medicine*, 51(7), 1057–1067. doi:10.1017/S0033291721001355
- Maya-Jariego, I., Martínez-Alba, I., & Alieva, D. (2021).** "Plenty of black money": Netnography of illegal recreational underwater fishing in southern Spain. *Marine Policy*, 126, 104411. <https://doi.org/10.1016/j.marpol.2021.104411>.
- Miguel, E. M., Chou, T., Golik, A., Cornacchio, D., Sanchez, A. L., DeSerisy, M., & Comer, J. S. (2017).** Examining the scope and patterns of deliberate self-injurious cutting content in popular social media. *Depression and Anxiety*, 34(9), 786–793. <https://doi.org/10.1002/da.22668>
- Moreno, M. A., Ton, A., Selkie, E., & Evans, Y. (2016).** Secret society 123: Understanding the language of self-harm on Instagram. *Journal of Adolescent Health*, 58(1), 78–84. DOI:10.1016/j.jadohealth.2015.09.015
- Moss, C., Wibberley, C. & Witham, G. (2022).** Assessing the impact of Instagram use and deliberate self-harm in adolescents: A scoping review. *Int. J. Ment. Health Nurs.* <https://doi.org/10.1111/inm.13055>
- Muehlenkamp, J. J., & Gutierrez, P. M. (2004).** An investigation of differences between self-injurious behavior and suicide attempts in a sample of adolescents. *Suicide and Life-Threatening Behavior*, 34(1), 12–23. DOI: 10.1521/suli.34.1.12.27769
- Naslund, J.A., Bondre, A., Torous, J. et al. (2020).** Social Media and Mental Health: Benefits, Risks, and Opportunities for Research and Practice. *J. technol. behav. sci.* 5, 245–257 (2020). <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00134-x>
- Nock, M. K. (2010).** Self-injury. *Annual Review of Clinical Psychology*, 6(1), 339–363. <https://doi.org/10.1146/annurev.clinpsy.121208.131258>
- Patchin, J. W., & Hinduja, S. (2017).** Digital self-harm among adolescents. *Journal of Adolescent Health*, 61(6), 761–766. <https://doi.org/10.1016/j.jadohealth.2017.06.012>
- Picardo, J., McKenzie, S. K., Collings, S., & Jenkin, G. (2020).** Suicide and self-harm content on Instagram: A systematic scoping review. *PloS One*, 15(9), e0238603. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0238603>
- Plener, Paul, M.D., M.H.B.A. (2021).** COVID-19 and nonsuicidal self-injury: The pandemic's influence on an adolescent epidemic. *American Journal of Public Health*, 111(2), 195–196. Retrieved from <https://vpnssl.urjc.es/dana/home/index.cgi/scholarly-journals/covid-19-nonsuicidal-self-injury-pandemics/docview/2486203260/se-2>
- Scherr, S., Arendt, F., Frissen, T., & Oramas M, J. (2020).** Detecting intentional self-harm on Instagram: Development, testing, and validation of an automatic image-recognition algorithm to discover cutting-related posts. *Social Science Computer Review*, 38(6), 673–685. <https://doi.org/10.1177/0894439319836389>
- Serrat, O. (2017).** Social Network Analysis. In: *Knowledge Solutions*. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0983-9_9
- Shanahan, N., Brennan, C., & House, A. (2019).** Self-harm and social media: Thematic analysis of images posted on three social media sites. *BMJ Open*, 9(2), e027006.

<http://dx.doi.org/10.1136/bmjopen-2018-027006>

Sipos Galvez, L., Alcindor Huelva, P., & Delgado Campos, A. (2019). Revisión bibliográfica de los efectos en el psiquismo de la conducta autolesiva como forma de manejar lo traumático en el acoso escolar. *Revista de Psiquiatría Infanto-Juvenil*, 36(2), 63.

Sued, G. E. (2020). Repertorio de técnicas digitales para la investigación con contenidos generados en redes sociodigitales. *PAAKAT: Revista de Tecnología y Sociedad*, 10(19). <https://doi.org/10.32870/pk.a10n19.498>.

Steinhoff, A., Ribeaud, D., Kupferschmid, S. et al. (2021). Self-injury from early adolescence to early adulthood: age-related course, recurrence, and services use in males

and females from the community. *Eur Child Adolesc Psychiatry* 30, 937–951. <https://doi.org/10.1007/s00787-020-01573-w>

Twitter. (n.d.). Twitter Api v2. Retrieved October 24, 2022, from <https://developer.twitter.com/en/docs>.

Unicef. (2020). Por lo menos 1 de cada 7 niños y jóvenes ha vivido confinado en el hogar durante gran parte del año, lo que supone un riesgo para su salud mental y su bienestar, según UNICEF. <https://acortar.link/G5JTaa>

Whitlock, J. L., Powers, J. L., & Eckenrode, J. (2006). The virtual cutting edge: The Internet and adolescent self-injury. *Developmental Psychology*, 42(3), 407–417. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.42.3.407>

Remitido: 14-12-2022

Corregido: 24-02-2023

Aceptado: 27-02-2023



© Los autores