

El siguiente artículo ha sido aceptado para ser publicado en el vol. 30, no. 1 de la revista Ciencia e Ingeniería Neogranadina. Esta versión es preliminar y puede contener algunos errores.

Cómo citar:

Martínez Quezada, D. O., Ortiz Sierra, R., Martínez Cano, J. G., & Lamos Díaz, H. (2019). Identificación de actores en un desastre a través de Twitter: Caso de estudio SINABUNG 2018. *Ciencia E Ingeniería Neogranadina*, 30(1).
<https://doi.org/10.18359/rcin.3938>

Identificación de actores en un desastre a través de Twitter: Caso de estudio SINABUNG 2018

Stakeholders Identification in a Disaster Through Twitter: Study Case SINABUNG 2018

Daniel Orlando Martínez Quezada^{*}
Robinson Ortiz Sierra^{**}
Juan Guillermo Martínez Cano^{***}
Henry Lamos Díaz^{****}

Fecha de recepción: 15 de febrero de 2019

Fecha de aprobación: 12 de noviembre de 2019

Cómo citar:

Martínez Quezada, D. O., Ortiz Sierra, R., Martínez Cano, J. G., & Lamos Díaz, H. (2019). Identificación de actores en un desastre a través de Twitter: Caso de estudio SINABUNG 2018. *Ciencia E Ingeniería Neogranadina*, 30(1).
<https://doi.org/10.18359/rcin.3938>

* Universidad Autónoma de Bucaramanga. E-mail dmartinez582@unab.edu.co. ORCID: 0000-0002-9910-1770

** Universidad Industrial de Santander. E-mail roorsierra_90@live.com. ORCID: 0000-0001-8386-8558

*** Universidad Industrial de Santnader. E-mail juanguillermo_95@hotmail.com. ORCID: 0000-0003-1276-8917

**** Universidad Industrial de Santander. E-mail hmos@uis.edu.co. ORCID: 0000-0003-1778-9768

RESUMEN

Twitter se ha convertido en una herramienta importante para conocer en tiempo real lo que sucede en el mundo político, social y económico. Esta plataforma es cada vez más atractiva como medio de comunicación para diferentes tipos de eventos, puede ser usada en procesos de operaciones logísticas y humanitarias mejorando la comunicación entre los actores involucrados en una situación de un desastre natural. El enfoque de Análisis de Redes Sociales ARS se usó para datos generados en la red social Twitter para un evento de desastre natural, analizando tres actores importantes, los usuarios, hashtags y URLs. En el presente trabajo se presenta una metodología ARS implementada en un caso de estudio de desastre (erupción del volcán Sinabung en 2018). A partir de los análisis se identificaron usuarios, temas y fuentes de información relevantes durante la ocurrencia del desastre. Los análisis ofrecen una vista general de las interacciones e impacto de los elementos más influyentes durante el evento bajo estudio, teniendo una importancia destacada los equipos de noticia, redes sociales y centros de investigación. Los hallazgos del estudio son comparados con un estudio anterior, encontrando similitudes en la mayoría de estos, sin embargo, en nuestro estudio se identificó nuevos actores del ámbito técnico académico que buscan contribuir y difundir información relevante del evento disruptivo.

Palabras clave: Twitter, Gestión de Desastres, Análisis de Redes Sociales

ABSTRACT

Twitter has become an important tool for knowing in real time what happens in the political, social and economic world. This platform is increasingly attractive as a communication method, which can be used in logistic and humanitarian operations processes improving communication between the actors involved in a natural disaster situation. Thus, in the present investigation a Social Network Analysis SNA approach is implemented using data generated in the social network Twitter about a disaster event analyzing three important actors: users, hashtags and URLs. The methodology is applied to a disaster study case (Sinabung volcano eruption in 2018). From this analysis, relevant users, topics and sources of information were identified during the disaster's occurrence. These analyzes offer an overview of the interactions and impact of the most influential elements during the event under study, having important contribution news teams, social networks and research centers. The findings of the present study are compared with a previous study finding similarities in most of these but having in this study an additional identification of actors of the academic and technical field who seek to contribute and disseminate relevant information of the disruptive event.

Keywords: Twitter, Disaster Management, Social Network Analysis

INTRODUCCIÓN

La Agencia Federal de Gestión de Emergencias estadounidense (FEMA) califica como desastre a la ocurrencia de una catástrofe natural, accidente tecnológico, o un evento provocado por el hombre que da lugar a graves daños a propiedades, muertes y/o heridos múltiples. En este contexto, se entiende la gestión de desastres como el conjunto de procesos diseñados para ser implementados antes, durante y después de los desastres, que permitan prevenir o mitigar sus efectos [1].

La comunicación es un componente central de la gestión de desastres. Dadas las amenazas a la vida humana y la propiedad que causa un desastre, las personas necesitan información sobre lo que sucedió y lo que todavía está ocurriendo dentro de un área afectada por un desastre [2]. Debido a que los medios sociales en general y Twitter en particular ofrecen una rápida recuperación de información de multitud de fuentes y a su vez un canal de comunicación que permite llegar a muchas personas [3]–[6], se han desarrollado estudios para el uso sistemático de las redes sociales durante la respuesta a emergencias mediante la extracción de datos de las redes sociales para identificar las necesidades de una comunidad afectada por un desastre [5], [7]. Por otro lado, las redes sociales se han utilizado como medio de comunicación entre organismos de control y usuarios afectados por el desastre con el fin de comprender situaciones emergentes [8], [9].

Las redes sociales han tomado un rol importante en la comunicación en un evento catastrófico por lo cual se han estudiado los canales de información (redes sociales vs medios tradicionales) y fuentes (agencias nacionales vs locales) en términos de su capacidad para generar resultados públicos deseados (intenciones de buscar y compartir informaciones de emergencia) [10]. Además de analizar las características de las fuentes de información como individuos (por ejemplo, personas, periodistas, autoridades, etc.) y organizaciones (por ejemplo, el gobierno, los medios de comunicación, ONG, etc.) a partir de medios sociales durante un desastre natural, examinando un conjunto de factores que describa el comportamiento de estas, tales como el tiempo de los tweets, la ubicación y características del usuario [9].

El Análisis de Redes Sociales ARS es una metodología que busca mediante la aplicación de modelos extraídos de la teoría de grafos, predecir el comportamiento de una red social y aproximar las estrategias de los actores que la componen. El ARS surgió por primera vez como un enfoque distintivo del análisis estadístico dentro de la antropología, la psicología social y la sociología. Luego influyó en los desarrollos teóricos y metodológicos en muchas otras áreas de las ciencias sociales. De esta forma, el análisis de las redes sociales se vinculó a temas más amplios promoviendo la investigación y explorando las implicaciones de otros modelos matemáticos y estadísticos [11].

Por medio del ARS se describe el comportamiento de una red social a partir de sus aristas y nodos, el análisis de las interacciones en un contexto de gestión de desastres tiene un gran valor para descubrir patrones. Su aplicación en Twitter ha llevado a identificar algunos arquetipos de conversación con sus propias

estructuras de comunidad [12], además, permite evaluar las oportunidades de información para individuos o grupos de personas en términos de exposición y control de la información, teniendo conocimiento de las rutas existentes de intercambio de información[13], [14].

La importancia de un sistema de comunicación confiable durante el desarrollo de situaciones ante un desastre natural nos ha llevado a la posibilidad de utilizar la metodología ARS para la identificación de los actores relevantes a partir de los datos proporcionados por la red social Twitter ¿Un enfoque de ARS la identificación de actores y fuentes de información en un evento catastrófico?. Por tanto se establece un caso de estudio (Volcan Sinabung 2018) con el fin de implementar una metodología de ARS para la identificación de actores y fuentes de información, a partir de los resultados obtenidos se identifican los actores (equipos de noticias, centros de investigación, entre otros) que tuvieron mayor impacto en la comunicación a través de la red social.

La contribución principal de este trabajo se encuentra en el análisis del impacto de usuarios, url's y hashtags en los procesos de difusión de información lo cual no se encuentra en [15], Los resultados del presente trabajo permitieron identificar ciertos comportamientos como el hecho de que los centros de noticias tienen una influencia importante en el proceso de difusión (retweets) no solo por la participación con contenido sino a su vez con la selección y difusión de contenidos de terceras partes esto se evidencia al tener altas medidas en centralidades de intermediación y de valor propio para este tipo de cuentas. El presente documento se encuentra organizado como sigue: en la sección 1 se describe algunos fundamentos teóricos de ARS, en la sección 2 se detalla la metodología seguida para la realización del estudio, en la sección 3 se realiza una descripción del caso de estudio y los resultados se discuten en la sección 4. Finalmente, las conclusiones y recomendaciones para trabajos futuros se presentan en la sección 5.

1. ANALISIS DE REDES SOCIALES (ARS)

El Análisis de Redes Sociales (ARS) es una metodología científica para estudiar, visualizar y cuantificar las relaciones entre los actores de la red. La estructura de red es una herramienta útil para representar sistemas de objetos interrelacionados. Una representación matemática adecuada de una red es por medio de un grafo G , un grafo G es una pareja (V, E) , con V definido como un conjunto finito no vacío de elementos llamados vértices y $E \subseteq V \times V$ llamado aristas. Un grafo se puede representar por medio de una matriz A con elementos $A_{ij} \in \{0, 1\}$, donde la entrada es 1 cuando el vértice i es adyacente a j .

En muchas aplicaciones de ARS, el objetivo principal del análisis de datos es identificar a los actores más importantes de la red. Considerando que un nodo de red (un actor) es prominente, si está "involucrado" de manera importante con otros nodos que forman la red social. A partir de esta idea se han diseñado diversas medidas de centralidad a partir de parámetros estadísticos para mostrar diferencias en la importancia de los actores [16], [17].

La centralidad de grado total C_d es una medida a nivel individual que cuenta el número de vínculos que tiene un nodo. Los individuos que tienen mayor grado de centralidad en la red de colaboración tienen más probabilidades de ser líderes de colaboración, ya que tienen el mayor potencial de ser conscientes de los demás, el calculo de esta metrica se muestra en la Ecuación (1).

$$C_d(i) = d_i = \sum_j A_{ij} \quad (1)$$

La centralidad de cercanía C_c mide la importancia de cercanía de un vértice a otros vértices: Para esto es necesario el calculo de la distancia promedio D_{avg} definida como se muestra en la Ecuación (2). Donde $g(i, j)$ es el menor número de aristas que hay que recorrer para ir del nodo i al nodo j . La centralidad cercanía $C_c(i)$ es el inverso de la distancia $D_{avg}(i)$ y se denota como se muestra en la Ecuación (3).

$$D_{avg}(i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j \neq i} g(i, j) \quad (2)$$

$$C_c = \frac{n-1}{\sum_{j \neq i} g(i, j)} \quad (3)$$

La centralidad de intermediación o “betweens” C_B se usa con el fin de hallar los individuos más importantes para la comunicación y difusión de la información. Esta se define como el número de rutas más cortas que pasa a través de un vértice i , tal como se describe en la Ecuación (4). Donde G_{st} es el número de rutas más cortas entre s y t . Siendo $G_{st}(i)$ es el número de rutas más cortas entre s y t que pasan por i .

$$C_B(i) = \sum_{s \neq i \neq t} G_{st}(i) \frac{1}{G_{st}}, s < t \quad (4)$$

Otra métrica importante es la centralidad es el valor propio C_E que se determina por la importancia de los amigos de este vértice, un indicador que nos permite determinar qué tan importante es el individuo para otros individuos (sus amigos) se define como se muestra en la Ecuación (5). Se demuestra que la centralidad corresponde al mayor valor propio de la matriz de adyacencia A .

$$C_E(i) \sim \sum_j A_{ij} C_E(i) \quad (5)$$

2. METODOLOGÍA

Para el desarrollo del presente trabajo la metodología consta de tres fases, a saber: extracción de datos, modelación a partir de redes y análisis de centralidad.

Extracción de datos: Los datos utilizados para los análisis son tomados de la red social twitter a partir del hashtag #sinabung, estos datos fueron obtenidos a partir de la API de twitter (<https://developer.twitter.com/>).

Modelación a partir de redes: Para el presente trabajo se construyeron tres grafos distintos, uno por cada elemento que se quería analizar en la red; usuarios, urls y hashtags. El grafo de usuarios es constituido por nodos que son representados a los usuarios y las aristas la acción de un retweet. El modelo para el caso de las urls es un grafo bipartito en el cual los nodos corresponden a las urls y a los usuarios, cada arista de este grafo es el uso de una url de un usuario en un tweet. Para el tercer grafo de hashtags, los nodos representan cada hashtag utilizado y las aristas es una aparición simultánea de dos hashtags en una misma publicación.

Análisis de centralidad: En esta etapa se realiza el cálculo de las medidas de centralidad detalladas en la sección 1 y se analiza los resultados generados identificando los 10 primeros nodos más centrales en cada red propuesta.

3. CASO DE ESTUDIO

La erupción del volcán Sinabung se registró en Indonesia el 18 de Febrero de 2018 a las 22 horas con erupciones de ceniza de 5 a 7 kilómetros de altura Fig 1, la erupción alcanzó un área densamente poblada debido a su magnitud de categoría 2. El análisis del flujo de información generado a través de la red social Twitter durante la emergencia se hizo por medio de la metodología ARS con el fin de determinar el comportamiento de los usuarios durante la emergencia.

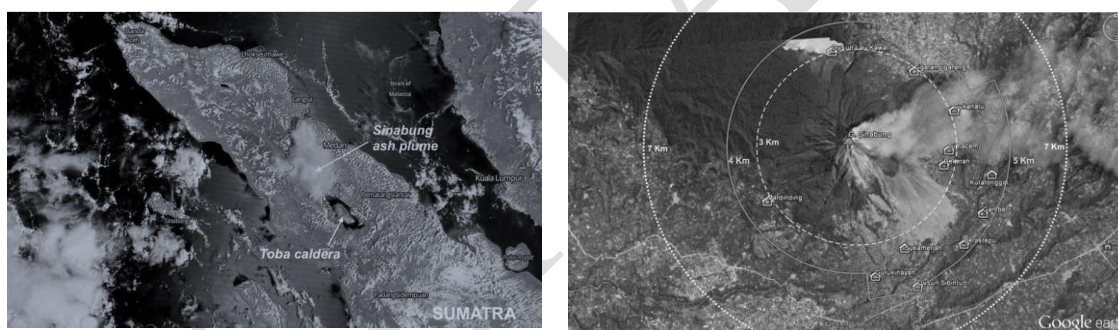


Fig. 1. Erupción del volcán Sinabung en la Isla Sumatra
Fuente: <https://www.volcanodiscovery.com/es/sinabung.html>, 2018

La muestra de datos de trabajo consta de 42.087 tweets publicados desde el 18 de febrero al 01 de marzo de 2018 (12 días incluyendo el inicio de erupción) generados por 31.450 usuarios. Los 42.087 tweets están compuestos por 8.288 tweets originales y 33.799 retweets. En el trabajo se tuvo en cuenta usuarios, hashtags y URLs. En los tweets se encontró más de 939 hashtags diferentes, el 85% de los tweets contenían más de 2 hashtags y 102 URLs diferentes.

El día 18 de febrero se dieron las primeras alertas del volcán, en este día un solo tweet se generó después de 22 horas cuando se empezó a visualizar el fuego eruptivo, al día siguiente se presenta una mayor cantidad de tweets con un total de 770, generados principalmente por medios de comunicación. El número de publicaciones aumentó hasta el 20 de febrero y luego disminuyó paulatinamente después de esta fecha, como se muestra en la gráfica de la Fig. 2.

Cantidad de Tweets por día

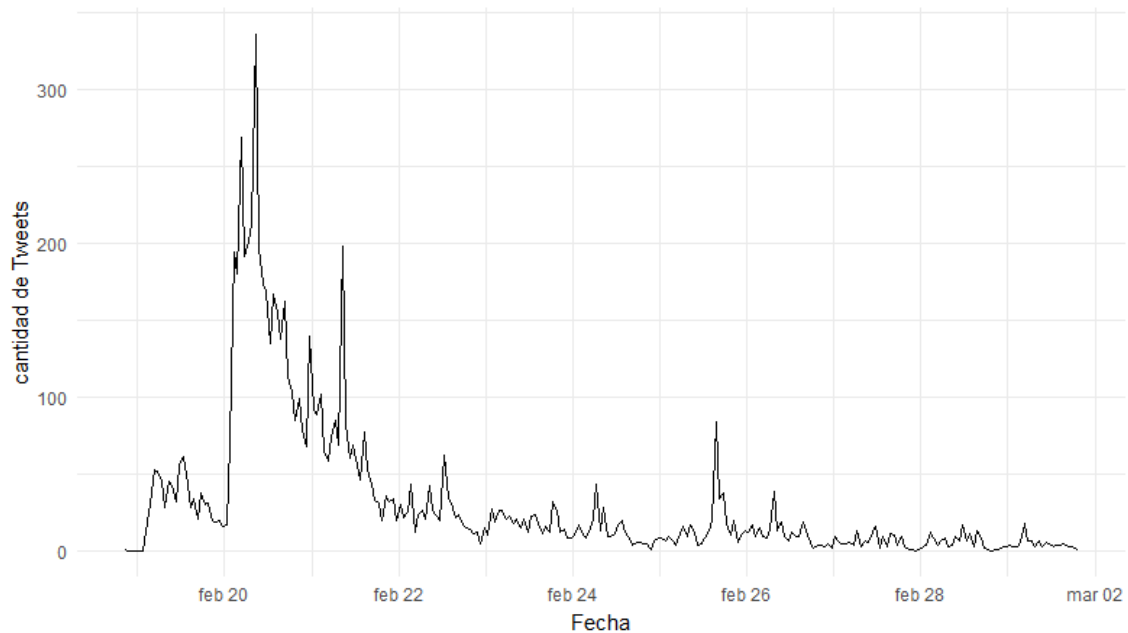


Fig.2. Número de Tweets por fecha

4. RESULTADOS

El análisis del caso de estudio tiene en cuenta tres grafos, uno para los retweets y los otros dos para los hashtags y URLs. En el grafo de la Fig.3 se representa la interacción de los usuarios de Twitter durante el evento de estudio a través de los retweets. En este grafo los nodos representan a los 31.459 usuarios y los enlaces la acción de realizar un retweet. A partir de lo presentado en la Fig.3 se puede observar que no todos los nodos se conectan entre sí y existen grupos muy densos alrededor de algunos de estos. A partir de la estructura general de la red se construye el subgrafo presentado en la Fig.4 con 264 enlaces y 282 vértices teniendo en cuenta solo los nodos que tienen centralidad de grado mayor e igual a 3, es decir menos de tres retweets realizados o recibidos. La elaboración de este subgrafo tiene como propósito facilitar los procesos de computo de las medidas de centralidad permitiendo así identificar las interacciones de los usuarios más influyentes durante el periodo del desastre en cuanto a la difusión de información.

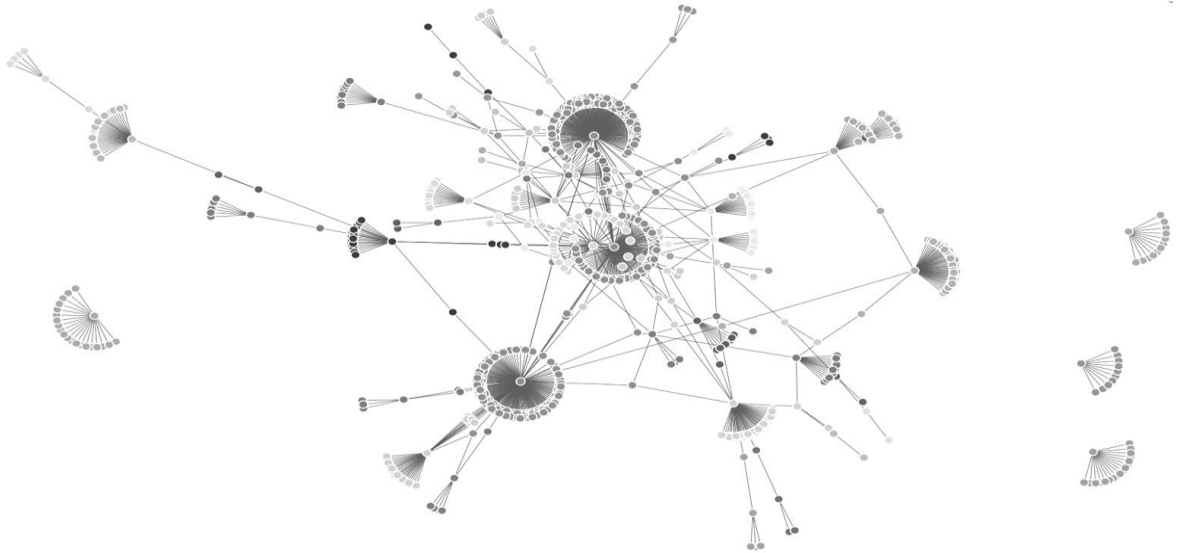


Fig. 3. Estructura general de la red de retweets

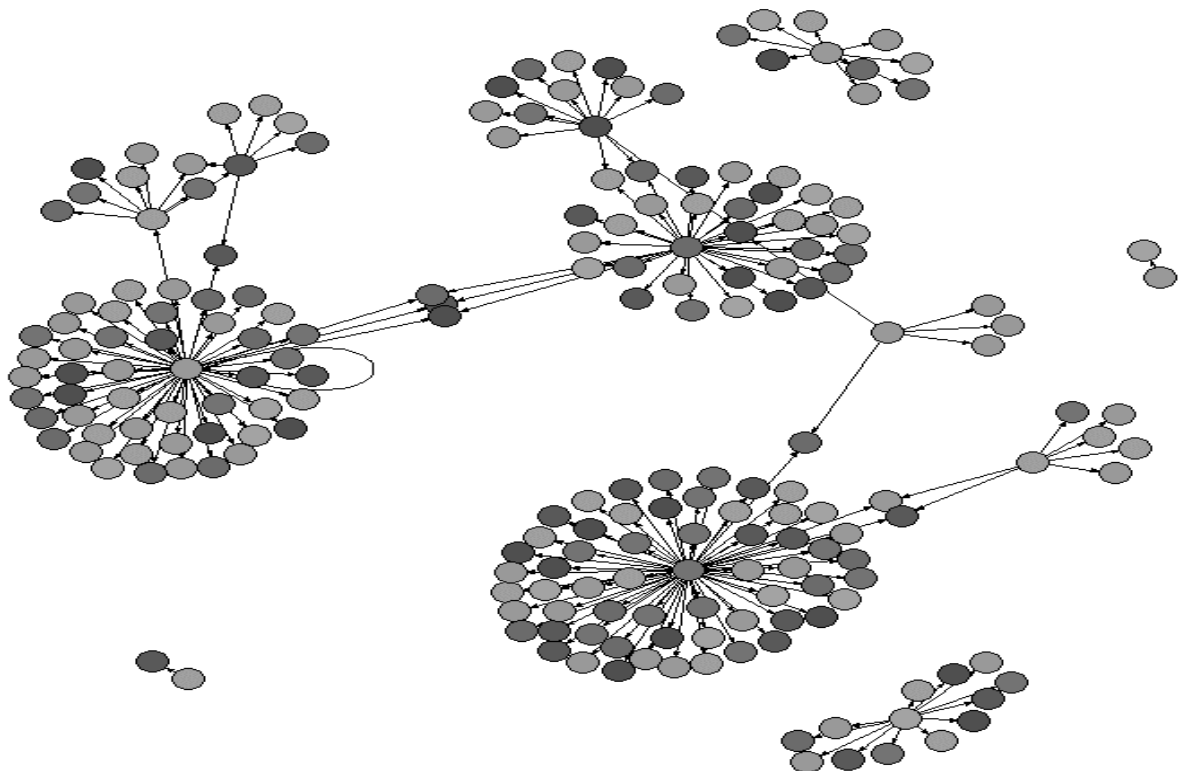
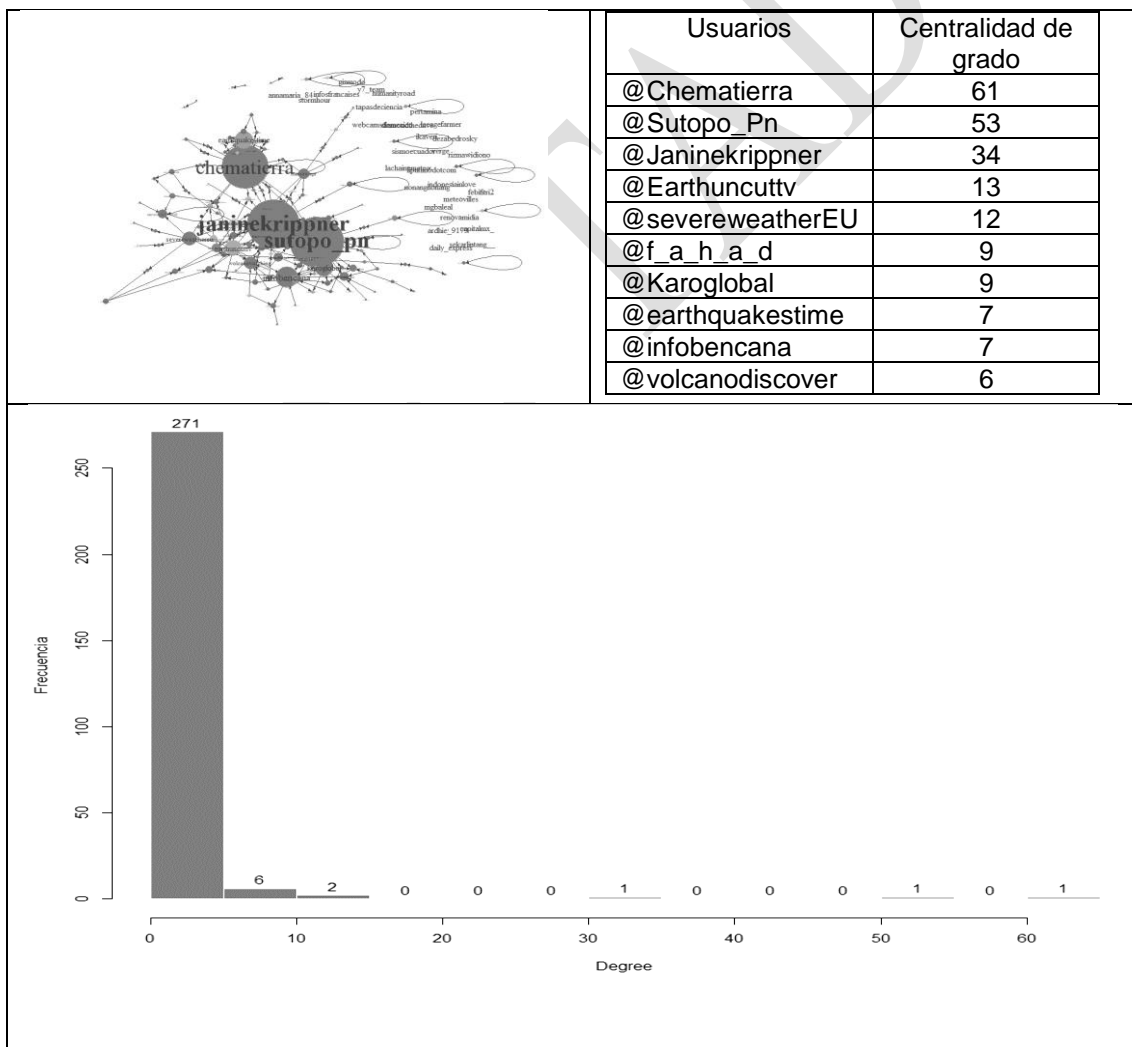


Fig. 4. Red de los principales usuarios destacados en los retweets

El cálculo de métricas de centralidad nos permite hallar los actores importantes dentro de la red social. En la Tabla 1 se muestran los 10 nodos (*usuarios*) más importantes de la red de acuerdo con la centralidad de grado. Dentro de los usuarios más relevantes a partir de la centralidad de grado se encuentra profesionales técnicos (Chematierra 61, Janinekrippner 34, f_a_h_a_d 9), Instituciones gubernamentales para la gestión de desastres (Sutopo_Pn 53, infobencana 7), centros de investigaciones (severeweatherEU 12, earthquakestime 7, volcanodiscover 6) y portavoces de centros de noticia

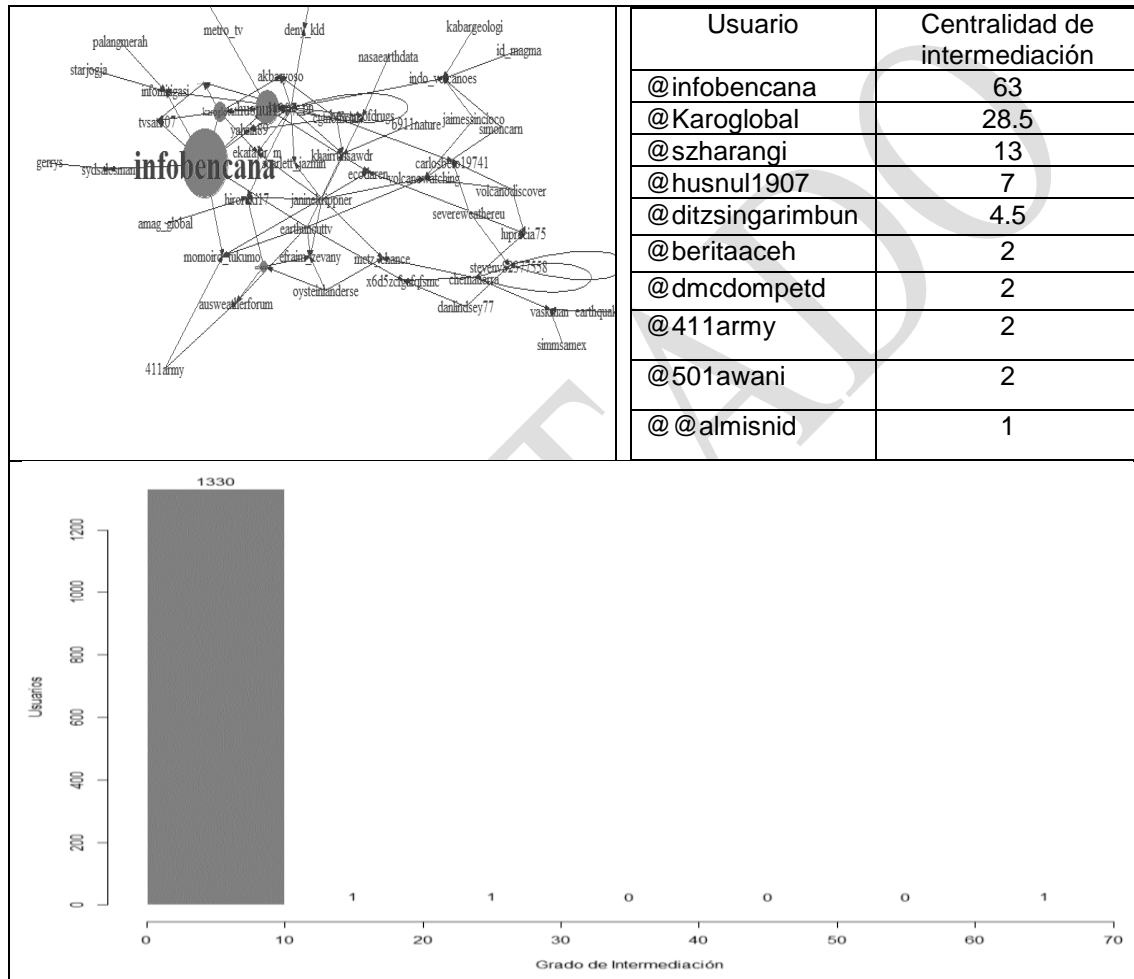
(Earthuncuttv 13, Karoglobal 9). Los usuarios relacionados con profesionales técnicos enviaron mensajes con el análisis de causas y posibles riesgos involucrados en la situación del desastre. Es de resaltar la participación de agencias gubernamentales encargadas de la gestión de desastres, los mensajes generados por estos actores fueron focalizados en documentar y reportar a la comunidad interesada los sucesos y cambios en el área afectada por el desastre. Por parte de los centros de investigación y de noticias se encontró mensajes en donde se documentaba de manera gráfica (imágenes y videos) la situación del desastre. El histograma que se presenta en la Tabla 1 muestra la distribución de grado de los nodos (usuarios), sesgado a la derecha. Solo 5 usuarios, es decir el 1.78% tiene una centralidad de grado mayor a 10 y 96% una centralidad de grado menor a 5, es decir solo 5 usuarios realizaron más de 10 retweets indicando que pocos usuarios se preocuparon por la difusión de los mensajes en la red.

Tabla 1. Top 10 de centralidad de grado y distribución de grado.



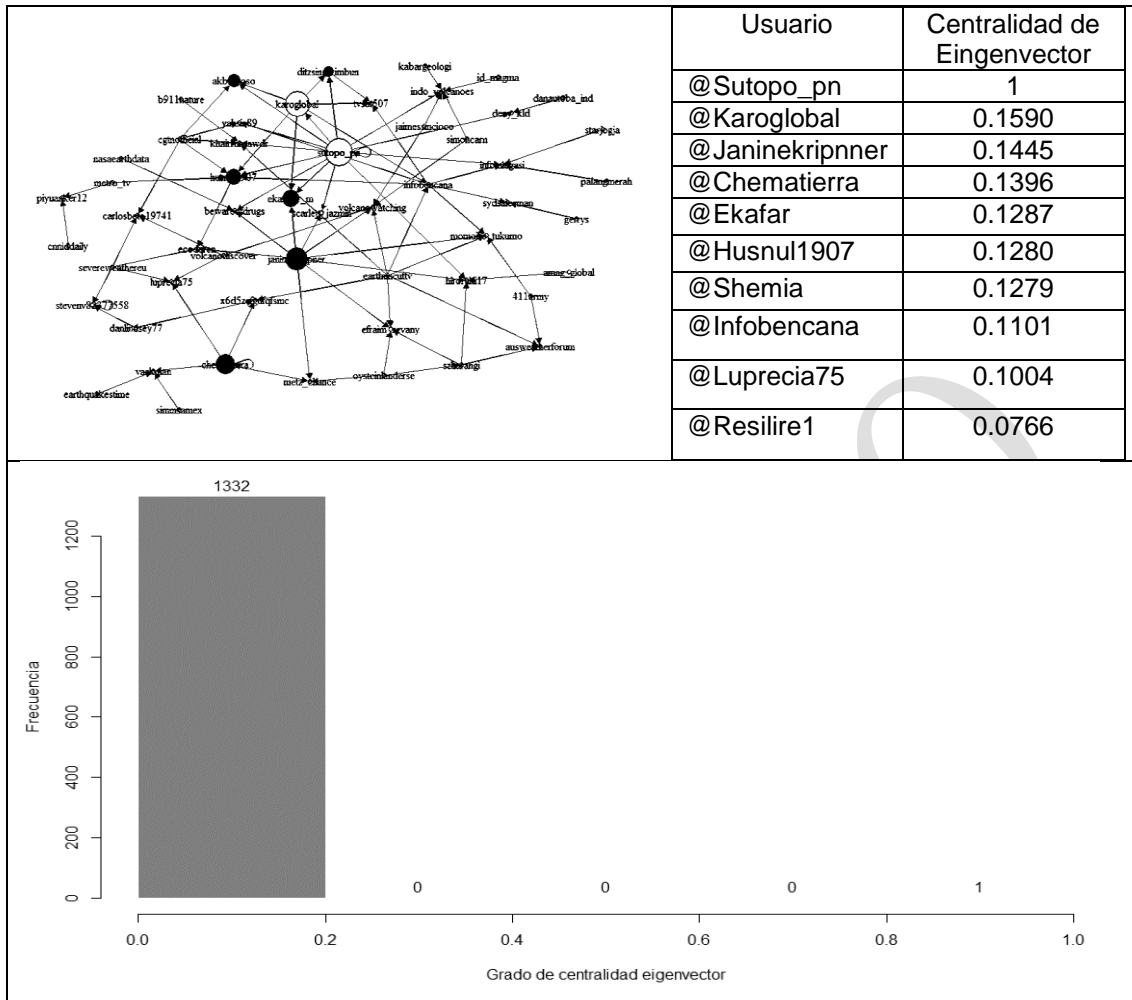
En la Tabla 2 se presenta en orden descendente los valores de centralidad de intermediación para 10 usuarios. A los usuarios con mayor centralidad de intermediación se denominan guardianes, son los que controlan el flujo de información entre las comunidades. Los guardianes @infobencana y @karoglobal corresponden a centros de gestión de desastre y noticias sus altos puntajes en la métrica de centralidad de intermediación se debe a que buscaban compartir información de diferentes usuarios.

Tabla 2. Top 10 centralidad de intermediación



En la tabla 3 se presenta el análisis de los primeros 10 usuarios correspondiente a la métrica de valor propio. El usuario @sutopo_pn tiene la mayor centralidad por la cantidad de sus propias publicaciones o publicaciones compartidas; por lo tanto, este usuario tiene un efecto importante en los usuarios más centrales en la red. Es de resaltar que hay una fuerte participación de usuarios del ámbito técnico y académico lo cual no fue identificado en [15] (Chematierra, Janinekrippner, f_a_h_a_d).

Tabla 3. Top 10 centralidad de vector propio (Eigenvector) y distribución de grado



Como se dijo anteriormente otro elemento que se analiza en este estudio son los hashtags. En la Fig 5, se muestra el diagrama general de la red de hashtags, los nodos representan los hashtags y las aristas representan la aparición simultánea de dos hashtags diferentes en el mismo tweet, este grafo incluye 1428 enlaces y 939 nodos. Como se muestra en la Fig 5 la red esta formada de grupos de hashtags fuertemente conectados entre sí. En la Tabla 4 se observa los principales hashtags de acuerdo a la centralidad de grado tales como #sinabung, #volcano y #Indonesia entre otros, los cuales se encuentran asociados a la localización del evento (#Sinabung 236, #Indonesia 81, #Sumatra 48, #Gunungsinabung 30, #Indonesia's 23, #Mountsinabung 21), naturaleza (#Volcano 92, #Eruption 50, #Erupsi 16) y medios de comunicación (#News 21).

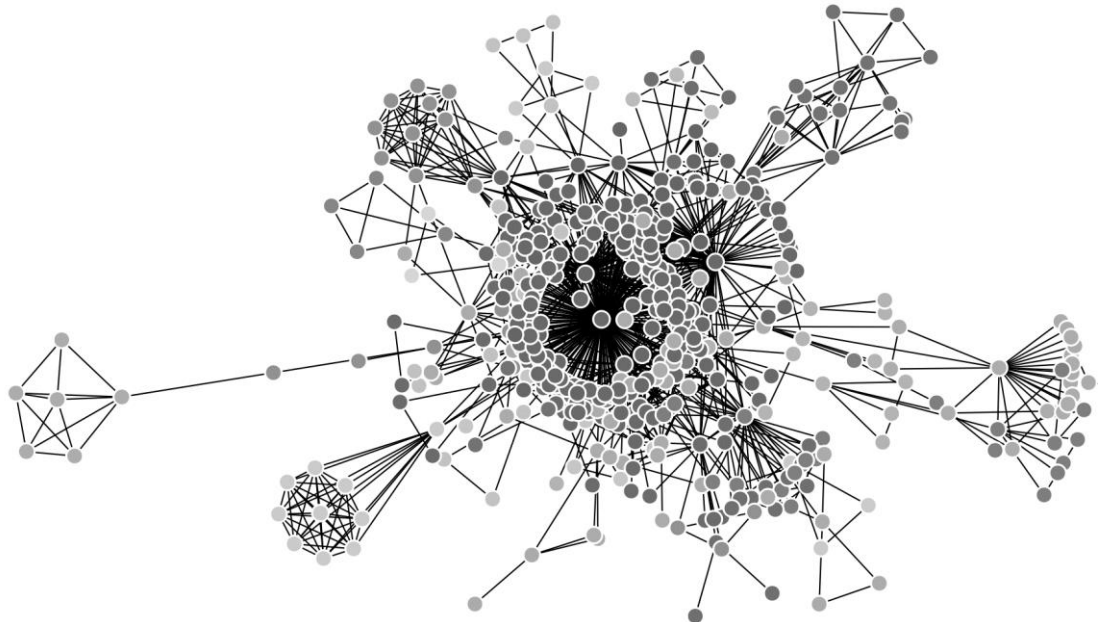
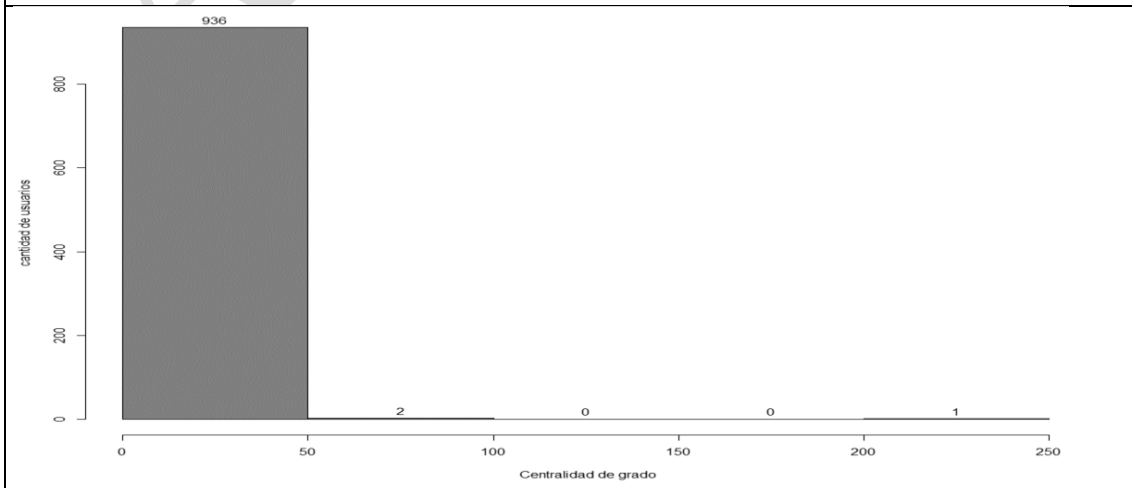
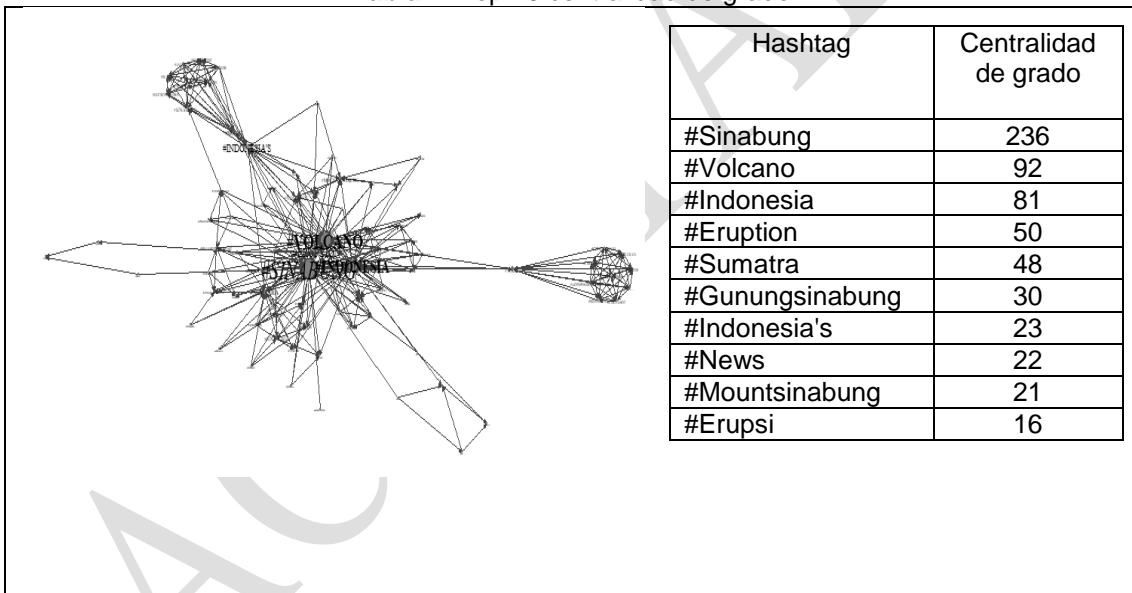


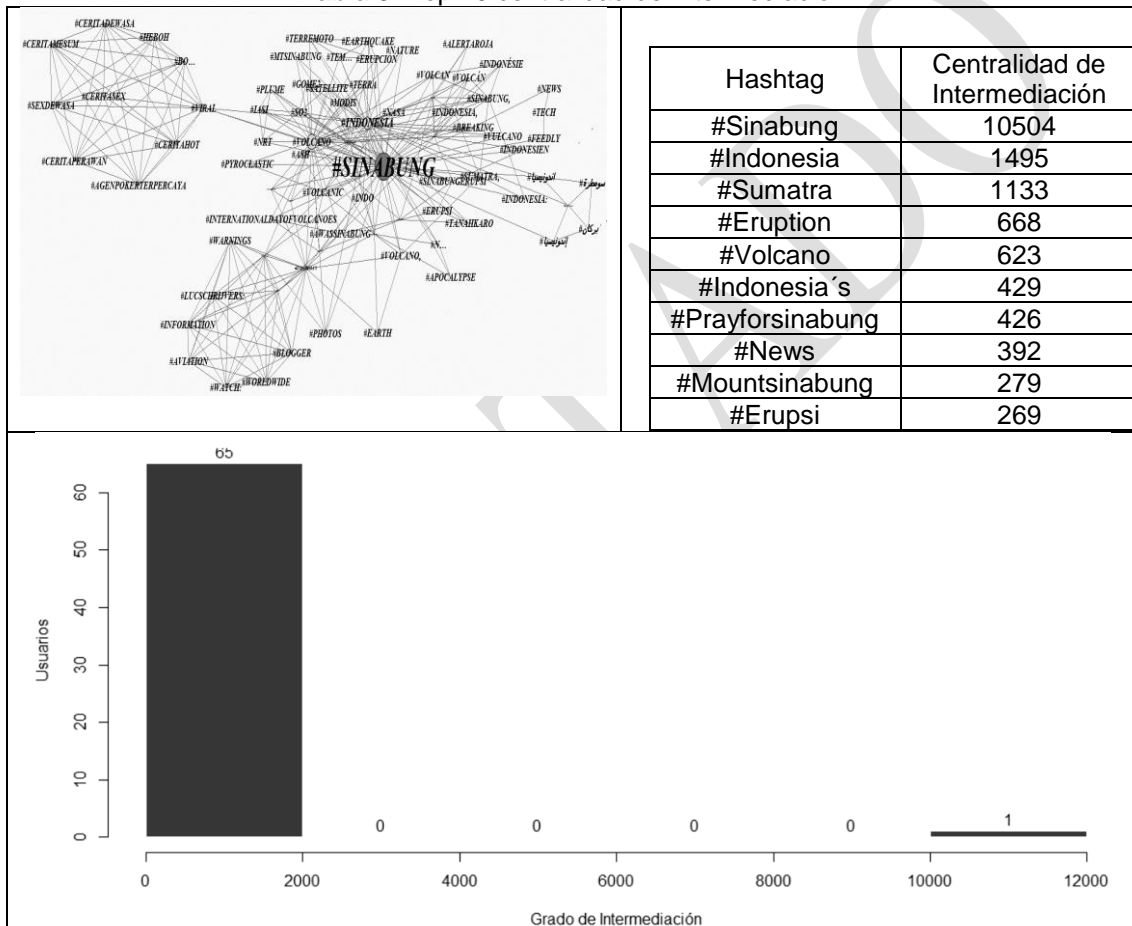
Fig.5. Estructura general de red de hashtags.

Tabla 4: Top 10 centralidad de grado



En la Tabla 5, se muestra los nodos con mayor centralidad de intermediación donde se observan los mismos hashtags obtenidos con la centralidad de grado a diferencia del hashtag #Prayforsinabung, esto se debe a que esta etiqueta no se fue utilizada frecuentemente en los mensajes consolidados pero en la mayoría de los mensajes se encuentra acompañando hashtags frecuentes. A nivel general los resultados a partir de estas medidas se encuentra que el uso de la red fue para reportar la situación y expresar apoyo y solidaridad hacia la población afectada tal y como se concluye en [15].

Tabla 5: Top 10 centralidad de Intermediación



Con respecto a las URLs se generó un grafo en donde se plantean dos tipos de nodos los cuales representan a usuarios y a URLs respectivamente por lo que se incluyen un total de 920 vértices; por otro lado, la acción de citar una URL por un usuario en un tweet representa las aristas del grafo incluyendo un total de 1105 enlaces. En la Fig. 6 se muestra el diagrama general de la red de URLs en donde se puede ver las fuentes más compartidas por los usuarios. En la Tabla 6 se visualiza los 10 nodos con mayor centralidad de grado donde se observan las páginas web que fueron más relevantes como *Twitter*, *Facebook* y *Instagram* participando como medios de comunicación, *Youtube* fue otro medio de comunicación representativo al ser un sitio popular web dedicado a compartir videos en tiempo real del evento; sin embargo, se identifican URLs como *viva.co*,

gizmodo.com, *mashable.com* y *news.dekit.com* que son portales de noticias en línea. También se identificaron usuarios que compartieron publicaciones referenciados con *bit.ly* que redireccionaba información de otras páginas web. Así mismo, paginas como *feeds.feedburner.com* la cual es un gestor que ofrece la posibilidad de crear una lista de suscriptores para que reciban por *email* todo tipo de noticias. Por otro lado, la distribución de grado de los nodos mostrada en la Tabla 6 se encuentra sesgada a la derecha indicando una mayor cantidad de nodos con baja centralidad de grado, 1102 nodos (URLs y usuarios) tuvieron una centralidad de grado de entre 0 y 50, tres tuvieron centralidad de grado entre 50 y 250. Es de resaltar que las url's no fueron tenidas en cuenta en el trabajo presentado en [15].

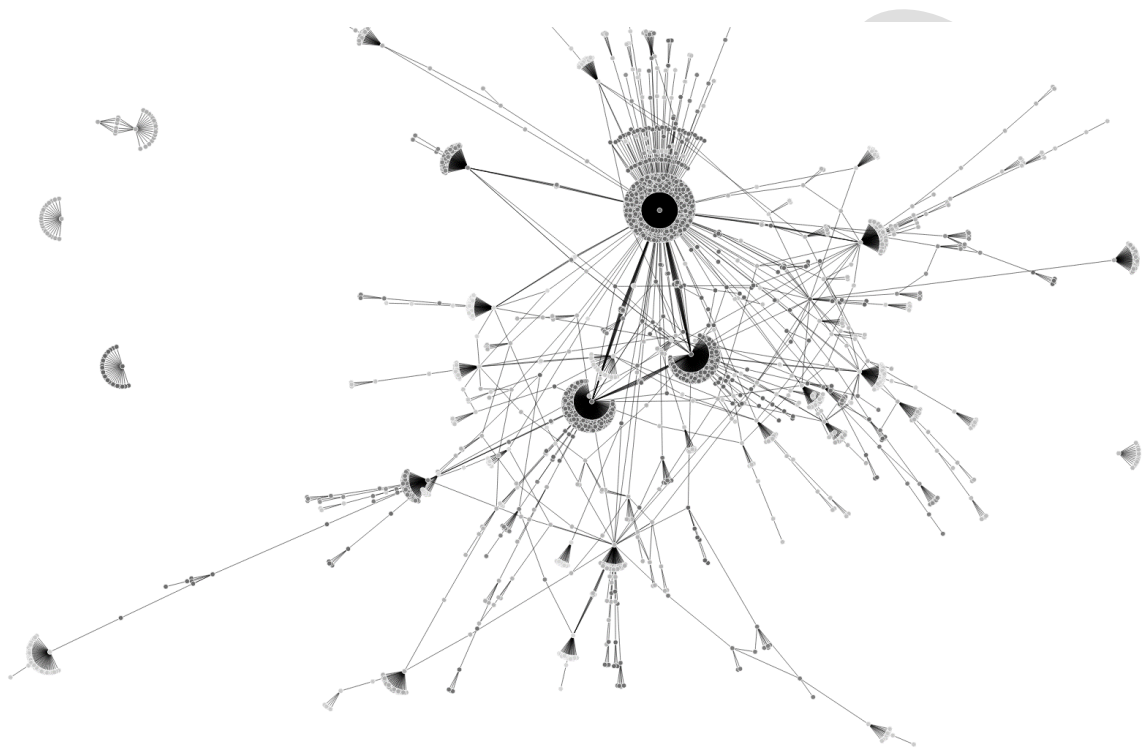
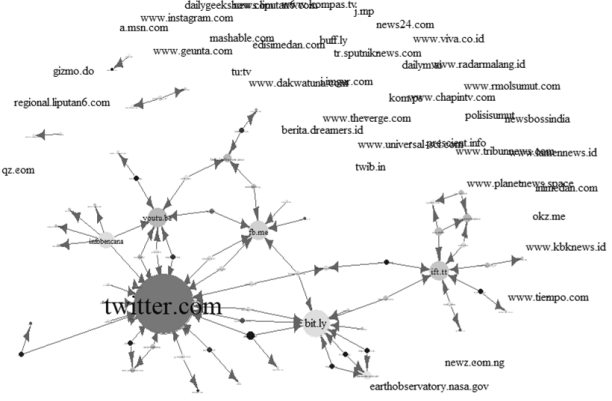
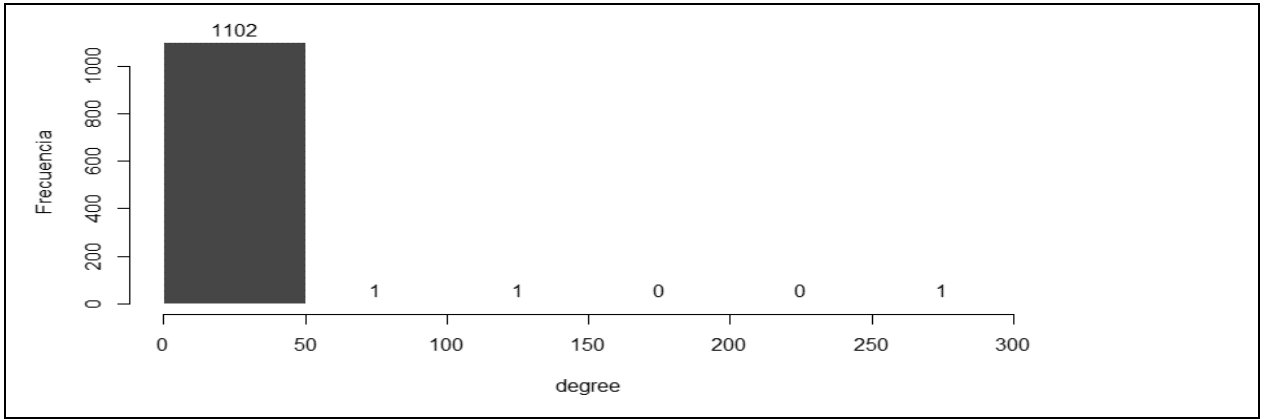


Fig. 6. Estructura general de red de URLs.

Tabla 6: Top 10 Principales Nodos con mayor centralidad de grado (degree)

	Fuente	Centralidad de grado (degree)
	Twitter.com	252
	www.youtube.com	123
	<u>Bit.ly</u>	59
	Fb.me (Facebook)	30
	www.instagram.com	26
	Feeds.feedburner.com	24
	Gizmodo.com	19
	Mashable.com	18
	News.dekit.com	11
	www.viv.co.id	8



Como complemento al análisis topológico de las diferentes redes estudiadas se construyo la Tabla 7 con algunas características básicas de las tres redes. Los datos utilizados en las redes anteriores indican que el diámetro generado en cada red es relativamente pequeño respecto al número de nodos y enlaces de los mismos; este fenómeno se conoce comúnmente como red de mundo pequeño es decir que es una red en la que no todos los nodos son vecinos entre sí, pero la mayoría de nodos pueden ser accesibles a partir de cualquier otro nodo.

Tabla 7. Comparación de las métricas de centralidad de las redes analizadas

	Re tweets	Hashtags	URLs
Nodos	282	939	920
Enlaces	264	1428	1105
Diámetro	13	8	10
Densidad	0.003319753	0.001621287	0.000754147
Reciprocidad	0	0	0
Transitividad	0.075%	10.68%	0
Longitud media de Camino	1	2	1
Grado medio	2	3	2

En cuanto a la densidad de los grafos, tal como se vio en el análisis de cada red, tienen valores muy bajos, lo que los convierte en grafos dispersos. El grafo de los retweets tiene el valor mas alto de densidad, seguido por las redes de hashtags y URLs. Por otra parte, los valores para la reciprocidad son nulos en todos los grafos generados, esto ocurre a causa de la configuración de la red ya que las relaciones de los grafos de retweets, hashtags y URLs suelen estar orientadas a una sola dirección, es decir, un usuario puede hacer a otro retweet, mención y publicación. Por otro lado, la red de hashtags se diferencia en comparación con los otros grafos en cuanto a que el promedio de grado con un valor de 3 enlaces, una longitud de camino media de 2 y en la transitividad de 10.68% teniendo los valores mas altos en cada metrica; de forma analoga la red de hashtags es la red con menor diametro con valor de 8.

5. CONCLUSIONES

En el presente estudio se aplica una metodología para la identificación de los actores en un desastre a través de la red social twitter utilizando un enfoque de ARS. Para la implementación de metodología se eligió un caso de estudio a partir de una muestra de la red social Twitter durante y después de la erupción del volcán Sinabung en 2018. Para el análisis de las partes involucradas en el desastre a partir de la red social Twitter se generaron tres grafos (Re-tweets, hashtags y URLs). Las medidas estadísticas en el análisis de red proporcionaron información sobre la estructura de cada red, indicando bajas medidas de densidad y conectividad haciendo a las redes dispersas lo cual es común en una red social como twitter. A partir de las distribuciones de centralidad todas presentaron un sesgo a la derecha indicando que la mayoría de nodos tenían un bajo grado de centralidad, pero un pequeño número de nodos tiene una centralidad alta. Lo anterior indica que a partir de los datos consolidados Twitter no fue utilizado como un medio de comunicación de doble vía, es decir de mensaje – respuesta, esta afirmación se refuerza principalmente en las medidas de reciprocidad nulas en los tres grafos. A nivel general el uso de la red fue para reportar la situación y expresar apoyo y solidaridad hacia la población afectada tal y como se concluye en un estudio de referencia.

Es de resaltar que hay una fuerte participación de usuarios del ámbito técnico y académico lo cual no fue identificado en un estudio anterior (Chematierra, Janinekrippner, f_a_h_a_d). En futuras investigaciones, se recomienda conducir estudios empíricos en la región que validen los efectos observados en el trabajo aquí presentado haciendo acercamiento a la comunidad y a su vez determinar una posible ruta para la integración de la metodología utilizada en este estudio con actividades para la gestión de desastres.

REFERENCIAS

- [1] J. Holguín-Veras, M. Jaller, L. N. Van Wassenhove, N. Pérez, and T. Wachtendorf, "On the unique features of post-disaster humanitarian logistics," *J. Oper. Manag.*, vol. 30, no. 7-8, pp. 494-506, Nov. 2012. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2012.08.003>
- [2] H. Rodríguez, W. Díaz, J. M. Santos, and B. E. Aguirre, "Communicating Risk and Uncertainty: Science, Technology, and Disasters at the Crossroads," Springer, New York, NY, 2007, pp. 476-488. https://doi.org/10.1007/978-0-387-32353-4_29
- [3] K. Carley, M. Malik, P. Landwehr, J. P.-S. science, and undefined 2016, "Crowd sourcing disaster management: The complex nature of Twitter usage in Padang Indonesia," Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2016.04.002>
- [4] M. R. Nair, G. R. Ramya, and P. B. Sivakumar, "Usage and analysis of Twitter during 2015 Chennai flood towards disaster management," in *Procedia Computer Science*, 2017, vol. 115, pp. 350-358. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.09.089>

- [5] H. Gao, G. Barbier, R. Goolsby, and D. Zeng, "Harnessing the Crowdsourcing Power of Social Media for Disaster Relief." 2011. <https://doi.org/10.21236/ADA581803>
- [6] P. M. Landwehr and K. M. Carley, *Social Media in Disaster Relief*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2014. https://doi.org/10.1007/978-3-642-40837-3_7
- [7] M. E. Keim and E. Noji, "Emergent use of social media: a new age of opportunity for disaster resilience.," *Am. J. Disaster Med.*, vol. 6, no. 1, pp. 47-54, 2011. <https://doi.org/10.5055/ajdm.2011.0044>
- [8] K. Zahra, M. Imran, and F. O. Ostermann, "Automatic identification of eyewitness messages on twitter during disasters," 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.102107>
- [9] B. Takahashi, E. C. Tandoc, and C. Carmichael, "Communicating on Twitter during a disaster: An analysis of tweets during Typhoon Haiyan in the Philippines," *Comput. Human Behav.*, vol. 50, pp. 392-398, Sep. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.04.020>
- [10] B. F. Liu, J. D. Fraustino, and Y. Jin, "How Disaster Information Form, Source, Type, and Prior Disaster Exposure Affect Public Outcomes: Jumping on the Social Media Bandwagon?," *J. Appl. Commun. Res.*, vol. 43, no. 1, pp. 44-65, Jan. 2015. <https://doi.org/10.1080/00909882.2014.982685>
- [11] J. Scott and P. J. Carrington, *The SAGE handbook of social network analysis*. SAGE publications, 2011.
- [12] M. A. Smith, L. Rainie, B. Shneiderman, and I. Himmelboim, "Mapping Twitter topic networks: From polarized crowds to community clusters," *Pew Res. Cent.*, vol. 20, pp. 1-56, 2014.
- [13] N. Pourebrahim, S. Sultana, ... J. E.-I. J. of, and undefined 2019, "Understanding communication dynamics on Twitter during natural disasters: A case study of Hurricane Sandy," Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2019.101176>
- [14] M. Oliveira and J. Gama, "An overview of social network analysis," *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 2, no. 2, pp. 99-115, Mar. 2012. <https://doi.org/10.1002/widm.1048>
- [15] A. T. Chatfield, C. G. Reddick, D. I. Inan, and U. Brajawidagda, "E-government, social media, and risk perception communication at the edge of disaster," in *Proceedings of the 15th Annual International Conference on Digital Government Research - dg.o '14*, 2014, pp. 153-162. <https://doi.org/10.1145/2612733.2612752>
- [16] S. Wasserman and K. Faust, *Social network analysis: methods and applications*. 1994. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511815478>
- [17] D. Knoke, S. Yang, and D. Knoke, *Social network analysis*. 2008. <https://doi.org/10.4135/9781412985864>