ANÁLISIS DE REDES EN TWITTER PARA LA INSERCIÓN EN COMUNIDADES: EL CASO DE UN PRODUCTO AGROINDUSTRIAL

Norman Aguilar-Gallegos, Armando Valdés-López, Manrrubio Muñoz-Rodríguez, Enrique Genaro Martínez-González, Horacio Santoyo-Cortés y Jorge Aguilar-Ávila

RESUMEN

Se analizaron los hashtags *y contenido relevante en Twitter relacionado al producto agroindustrial 'mezcal', además se identificaron a los llamados 'actores influyentes'. Para ello se extrajeron y almacenaron 57.362* tweets*, se construyeron tres redes: usuarios*-hashtags, retweets *y menciones, las cuales se estudiaron usando el análisis de redes sociales (ARS). La aplicación del ARS permitió revelar cierto tipo de patrones ocultos dentro del entramado complejo de los medios sociales, que pueden ser de utilidad para diseñar estrategias orientadas a posicionar actores y difundir información. Los resultados permiten argumentar que para insertarse en la red social se debe considerar el uso de* hashtags *combinados, el tipo de contenido de los mensajes, incluyendo imágenes en ellos, y la mención de cuentas más influyentes que están dentro de comunidades ya formadas.*

Introducción

En la actualidad se reconoce la importancia que tienen las redes sociales para diversos actores y en diferentes mecanismos de interacción, incluyendo la generación y difusión de conocimiento (Caicedo *et al*., 2017), comunicación política (Guerrero y Guerrero, 2017), campañas electorales y tendencias (Congosto, 2015; Jivkova-Semova *et al*., 2017; Martínez-Rolán y Piñeiro-Otero, 2017), movimientos sociales (Gil y Guilleumas, 2017), comunicación de resultados científicos (Torres-Salinas y Delgado-López-Cózar, 2009; McClain, 2017), entre otros fenómenos relacionales (Arcila-Calderón y Said-Hung, 2012). En este ambiente social de la web 2.0, las empresas y sus consumidores también están presentes, pues pueden conversar sin intermediarios y bajo su mismo código (Vargas y Woo, 2015; Jivkova-Semova *et al*., 2017; López y Sicilia, 2017).

Una de esas redes sociales es *Twitter,* considerado como un canal indispensable de comunicación y marketing pues permite el intercambio de información de forma masiva e interpersonal (Del-Fresno-García, 2014). En *Twitter* los usuarios escriben mensajes de texto cortos denominados *tweets* para conversar con individuos, grupos y con el público a gran escala (Boyd *et al*., 2010). A través de los *tweets* se establecen relaciones explícitas con otros usuarios por medio de menciones, *retweets* y respuestas; también existen relaciones implícitas a través del uso de *hashtags*, hipervínculos e imágenes (Del Fresno *et al*., 2016). En este sentido, es común que se utilicen los hipervínculos para completar la información publicada en un *tweet*, lo que también se conoce como conversación exógena (Congosto, 2015). Aunque en el diccionario de la lengua española (www.dle.rae.es) ya fue incluido el término 'tuit', en este trabajo se utiliza la palabra *tweet* en inglés por ser más genérica y porque es común en publicaciones. Sin embargo, para la conjugación del verbo tuitear usamos las palabras proveídas por el diccionario.

También se reconoce la oportunidad y necesidad de análisis de la gran cantidad de datos que se genera en los medios sociales, todo un nuevo campo de estudio (Martínez-Martínez y Lara-Navarra, 2014) en donde no solo están interesados actores académicos, sino también los actores políticos, empresariales y sociales, entre otros. En este sentido, fundamentos teóricos y metodológicos de otras áreas han estado cobrando importancia. Destaca el análisis de redes sociales (ARS), pues permite el estudio de los vínculos entre distintos actores o nodos para detectar e interpretar patrones derivados de las relaciones establecidas entre ellos (Aguilar-Gallegos *et al*., 2016, 2017a). En el ARS la infor-

PALABRAS CLAVE / Actores Influyentes / Análisis de Redes Sociales / Medios Sociales / México /Producto Agrícola /

Recibido: 18/12/2017. Modificado: 18/02/2019. Aceptado: 20/02/2019.

Norman Aguilar-Gallegos. Ingeniero Agroindustrial, M.C. en Horticultura y Doctor en Problemas Económico Agroindustriales, Universidad Autónoma de Chapingo (UACh), México. Investigador, CIESTAAM-UACh, México. Investigador Postdoctoral, Wageningen University, Holanda.

Armando Valdés-López. Ingeniero Agrónomo y M.C. en Estrategia Agroempresarial, UACh, México. Cargo actual Estudiante de Doctorado, CIESTAAM, UACh, México.

Manrrubio Muñoz-Rodríguez. M.C. en Desarrollo Rural Regional y Doctor en Problemas Económico Agroindustriales, UACh, México. Profesor Investigador, CIESTAAM, UACh, México.

Enrique Genaro Martínez-González. Ingeniero Agrónomo, M.C. en Producción Animal y Doctor en Problemas Económico Agroindustriales, UACh, México. Profesor Investigador, CIESTAAM, UACh, México.

Horacio Santoyo-Cortés. Ingeniero Agrónomo, Escuela Nacional de Agricultura, México. M.C. en Economía Agrícola, Colegio de Postgraduados, México. Doctor en Geografía Agrícola, *Aix-Marseille Université, Francia*. Profesor Investigador, CIESTAAM, UACh, México.

Jorge Aguilar-Ávila. Ingeniero Agrónomo, M.C. en Desarrollo Rural Regional y Doctor en Problemas Económico Agroindustriales, UACh, México. Dirección: Centro de Investigaciones Económicas, Sociales y Tecnológicas de la Agroindustria y la Agricultura Mundial (CIESTAAM), UACh. Profesor Investigador, CIESTAAM - UACh, México. Carretera México - Texcoco km. 38.5, Chapingo Estado de México, México. CP 56230. e-mail: jaguilar@ciestaam.edu.mx

NETWORK ANALYSIS IN TWITTER FOR THE INSERTION INTO COMMUNITIES: AN AGROINDUSTRIAL PRODUCT CASE

Norman Aguilar-Gallegos, Armando Valdés-López, Manrrubio Muñoz-Rodríguez, Enrique Genaro Martínez-González, Horacio Santoyo-Cortés and Jorge Aguilar-Ávila

SUMMARY

The hashtags and relevant content in Twitter, related to the agroindustrial product mezcal *were analysed, and the so-called 'influencers' were also identified. For doing this, 57.362 tweets were extracted and stored; three networks were built: users-hashtags, retweets, and mentions, which were studied by using social network analysis (SNA). The application of the SNA allowed revealing certain kind of hidden patterns within the social media complex relationships, which can be useful for designing strategies aimed at positioning actors and spread information. The results allow stating that in order to get inserted in the social network, the following should be considered: the use of combined hashtags, the message content kind, including pictures attached, and mentioning the most influential accounts who are embedded in already formed communities.*

ANÁLISE DE REDES EM TWITTER PARA A INSERÇÃO EM COMUNIDADES: O CASO DE UM PRODUTO AGROINDUSTRIAL

Norman Aguilar-Gallegos, Armando Valdés-López, Manrrubio Muñoz-Rodríguez, Enrique Genaro Martínez-González, Horacio Santoyo-Cortés e Jorge Aguilar-Ávila

RESUMO

Analisaram-se os hashtags *e conteúdo relevante em* Twitter *relacionados ao produto agroindustrial 'mescal', também se identificaram os chamados 'atores influentes'. Para isto foram extraídos e armazenados 57.362 tweets, construídas três redes: usuários-*hashtags, retweets *e menções, as quais se estudaram usando a análise de redes sociais (ARS). O aplicativo ARS permitiu revelar certo tipo de padrões ocultos dentro da trama complexa das mídias sociais, que podem ser de utilidade para desenhar estratégias orientadas a posicionar atores e difundir informações. Os resultados permitem argumentar que para inserir-se na rede social deve ser considerado o uso de* hashtags *combinados, o tipo de conteúdo das mensagens, incluindo imagens nelas e a menção de contas mais influentes que estão dentro de comunidades já formadas.*

mación relacional entre los nodos es una característica fundamental para la correcta formación, análisis e interpretación de una red social (Wasserman y Faust, 1994). Además, es posible su representación gráfica a través de puntos (nodos o actores) y líneas (vínculos o enlaces), formando complejos entramados relacionales como modelos de sistemas sociales (Wasserman y Faust, 1994; Borgatti *et al.*, 2009, 2013).

Uno de los fenómenos más interesantes al analizar las interacciones dentro de los medios sociales, es la identificación de los denominados *influencers* (actores más influyentes o líderes de opinión, también denominados *social media influencers* o SMI). Los *influencers* son capaces de ejercer cierto tipo de control sobre los medios y mensajes (Cha *et al.*, 2010; Del Fresno *et al.*, 2016; López y Sicilia, 2017); por tanto, también lo tienen sobre los otros actores que componen la red, no por ser más populares, en términos de seguidores (Cha *et al.*, 2010), sino más bien por las relaciones que establecen los usuarios con ellos y por la relevancia de los mensajes que emiten. Desde el punto de vista de la teoría del ARS, estos *influencers* pueden ser considerados como actores clave, pues ayudan a acelerar cambios y a que cierta información fluya más rápido en la red (Borgatti, 2006; Valente y Pumpuang, 2007; Valente, 2012).

Bajo este contexto, es válido y conveniente el uso del ARS a fin de analizar la interacción vía *tweets*, menciones y *retweets* entre los usuarios de *Twitter* para encontrar a los actores más influyentes, así como los mensajes más relevantes. Algunos autores así lo han considerado, bien sea de forma completa o parcial (Del-Fresno-García, 2014; Congosto, 2015; Vargas y Woo, 2015; Gil y Guilleumas, 2017; Jivkova-Semova *et al.*, 2017).

Sin embargo, existen pocos ejemplos de la aplicación del ARS en los sectores agroalimentario, agrícola y rural. Vargas y Woo (2015) analizaron la presencia de productos orgánicos en *Twitter* y en dos países (México y Corea del Sur). Por su parte, Kaushik *et al.* (2018) compararon cuatro cuentas de *Twitter* relacionadas al sector agrícola para ver cómo forjan sus redes de innovación. Por tanto, este estudio sería uno de los primeros en analizar este tipo de interacciones alrededor de un producto agroindustrial. Por supuesto, se reconoce que existen otros ejemplos en la literatura sobre análisis de redes en *Twitter* u otras plataformas similares. Por mencionar algunos, sin extendernos, se han analizado las cuentas vinculadas a bibliotecas académicas para encontrar actores influyentes (Shulman *et al.*, 2015); también, se ha investigado cómo las conversaciones en *Twitter* han contribuido al aprendizaje informal de profesores (Rehm y Notten, 2016) y a la articulación de la opinión pública en temas políticos (Meneses *et al.*, 2018), entre otros. Esto respalda el argumento de la importancia que tiene *Twitter* y el uso del ARS, más aún cuando existen desarrollos continuos en ambos ámbitos.

Bajo estas premisas, se tiene como objetivo la identificación de los actores más influyentes (*influencers*), así como de las palabras clave (*hashtags*) y el contenido más relevante en *Twitter* relacionado al producto agroindustrial 'mezcal', a través de la aplicación del ARS, para la generación de propuestas que permitan a diversos usuarios insertarse de manera más estratégica dentro de los complejos entramados de relaciones que ocurren en la red social.

Se toma como caso específico un producto agroindustrial artesanal y tradicional: el mezcal, bebida alcohólica mexicana obtenida del agave, producido

por pequeñas y medianas empresas, algunas de ellas ubicadas en ámbitos rurales, y que es un producto representativo de la cultura mexicana y del estado de Oaxaca en particular. Su producción ha tenido un gran auge y su comercialización a nivel nacional e internacional ha aumentado notablemente en los últimos 20 años (Hernández y Domínguez, 2003; Hidalgo *et al*., 2010). Aunque el caso podría ser muy específico, los resultados y recomendaciones pueden ser replicados por diferentes usuarios e investigadores y, por tanto, extendidos a diversos ámbitos de interés, debido a que la metodología, así como los análisis que se desarrollan, no son exclusivos del producto mezcal. Además, el estudio proporciona mayor evidencia sobre la utilidad de las redes sociales y de los datos que se pueden recuperar para crear conocimiento y diseñar estrategias focalizadas de intervención en la web 2.0.

Metodología

Extracción de datos

Se utilizó una forma directa de captura y extracción de datos (Del-Fresno-García, 2014) desde *Twitter* a través de su API (*application programming interface*), pues con ella es posible usar la información guardada en las bases de datos para ser procesada y analizada por otras aplicaciones. Básicamente, se extrae una pequeña cantidad de datos manejable desde todo el cúmulo que se generan en *Twitter*; estos datos contienen mensajes, usuarios, palabras (*hashtags*), hipervínculos y más (Vargas y Woo, 2015). A través de su análisis se logran descubrir los patrones relacionales escondidos, las cuentas más influyentes, así como los *hashtags* más importantes.

La palabra clave utilizada fue 'Mezcal', sin ninguna variante, sinónimo, complemento o bajo su forma de *hashtag*. Sin embargo, debido a las restricciones de descarga de datos de la misma API, este proceso se realizó de forma intermitente por un periodo de poco más de seis meses, del 23/12/2015, al 12/06/2016 (202 días). Se extrajeron y almacenaron un total de 57.362 *tweets*.

Organización de los datos

Los *tweets* extraídos fueron manejados en hojas de cálculo para identificar cuáles habían sido menciones y *retweets*. Este proceso permitió la desagregación de los *tweets* en diferentes redes para encontrar relaciones ocultas detrás del entramado total (Del Fresno *et al*., 2016). Como una variante de los métodos tradicionales de análisis de los *retweets* (usuario que retuitean - usuario retuiteado), se utilizó un identificador único para los *tweets* que habían sido retuiteados y así encontrar los mensajes más relevantes. Este análisis es importante porque los *retweets* son una forma de difusión del mensaje original hacia otros usuarios; así, el *tweet* aparece en múltiples subredes pero asociado al autor original (Boyd *et al*., 2010; Congosto, 2015). También se identificaron los *hashtags* utilizados en los *tweets* para formar una red de usuarios - *hashtags*, y así encontrar las palabras más usadas e importantes en la red. Por tanto, tres archivos de datos de red fueron creados para su análisis: 1) Red de usuarios - *hashtags*; 2) Red de *retweets*; y 3) Red de menciones.

Análisis de datos

El método de análisis de los datos extraídos se realizó aplicando el enfoque teórico y metodológico del análisis de redes sociales (ARS: Wasserman y Faust, 1994; Hanneman y Riddle, 2011; Borgatti *et al*., 2013). Para ello es importante mencionar que distintos conjuntos de nodos formaron cada una de las redes, que son: usuarios, *hashtags* y *tweets* retuiteados. Los indicadores del ARS utilizados fueron (Freeman, 1979): el grado, el grado de entrada y el grado de entrada ponderado; aunque se advierte que existen otros que pueden ser de interés, como mencionan varios autores (Del Fresno *et al*., 2016; Aguilar-Gallegos *et al*., 2017a; Martínez-Rolán y Piñeiro-Otero, 2017) y que han sido aplicados en otros campos (Rodríguez *et al*., 2016; Aguilar-Gallegos *et al*., 2017b).

Se utilizó el software Gephi (Bastian *et al*., 2009) para la obtención de los indicadores y la representación gráfica de las redes. Además, se identificaron las comunidades formadas por el entramado de relaciones usando el algoritmo de Blondel *et al*. (2008) incorporado en el mismo software. La correcta formación de dichas comunidades se comprobó a través de la modularidad (Newman y Girvan, 2004; Newman, 2006), donde valores cercanos a 1 indican que la calidad de las comunidades identificadas es mejor (Blondel *et al*., 2008). De forma complementaria, se usó el software UCINET (Borgatti *et al*., 2002) para verificar los valores de los indicadores obtenidos; también, se utilizó KeyPlayer 2 (Borgatti y Dreyfus, 2005) para el cálculo de la cobertura que alcanzarían (Borgatti, 2006) los usuarios identificados como más influyentes de las subredes.

Resultados y Discusión

Durante el periodo de extracción de los datos se obtuvieron 57.362 *tweets*, publicados por 33.468 usuarios o cuentas (de aquí en adelante el término se utiliza indistintamente) diferentes. Sin embargo, 79,66% de los usuarios solo publicó un *tweet*, el máximo fue de 459 y el promedio de 1,71. La distribución porcentual de usuarios por *tweets* publicados fue de 10,97% (con dos *tweets*); 3,74% (con tres); 4,44% (4 a 10); 1,15% (11 a 100); y por último, un porcentaje muy bajo, el 0,03% (11 usuarios) publicó más de 100 *tweets*. En las siguientes secciones se desglosarán los resultados de la interacción generada por las cuentas a través de los *tweets, retweets*, *hashtags* y menciones.

Red de usuarios y hashtags

Del total de *tweets* analizados (57.362), un 43,7% (25.124) utilizaron al menos un *hashtag*; el máximo fue de 18 y el promedio de 2,3. Además, se encontró que se utilizaron 8.944 *hashtags* diferentes, por parte de 12.400 usuarios; es decir, el tamaño de la red fue de 21.344 nodos, con 33.389 vínculos. El *hashtag* 'mezcal' fue el más usado, con 13.414 menciones.

La Figura 1 representa las relaciones entre usuarios y *hashtags*. Para facilitar su visualización y encontrar otros *hashtags* relevantes (nodos de mayor tamaño, con la etiqueta antecedida por el símbolo #), se eliminó '#mezcal' y se filtró la red usando el indicador de grado de los nodos ≥17. Se eligió esta cifra porque es donde los nodos (ya sean cuentas o *hashtags*) empiezan a tener mayor relevancia y la cantidad de nodos comienza a ser menor. De esta forma, se visualiza una red de 422 nodos (1,98% del total) y 1.729 vínculos no dirigidos (5,18% del total).

También cabe aclarar que las relaciones entre cuentas y *hashtags* pueden derivar en vínculos con pesos, porque es común que un usuario utilice el mismo *hashtag* en diferentes *tweets*. Así se visualiza la red con vínculos ponderados (Figura 1), representados por el grosor del vínculo (Hanneman y Riddle, 2011); a mayor grosor, el usuario utilizó más veces el mismo hashtag.

Se encontró que existen *hashtags* que son importantes porque son mencionados por usuarios que los utilizan varias veces; pero también hay otros que son relevantes porque son ocupados por muchos usuarios. Esta aseveración está respaldada por los datos de la Tabla I, donde la columna de 'grado' es el número de cuentas de *Twitter* que usaron el *hashtag* respectivo, ya sea una o más veces. En este sentido, tanto '#oaxaca' como '#mexico' son palabras que se utilizan más a menudo en *tweets* provenientes de las mismas cuentas (Figura 1 con vínculos gruesos,

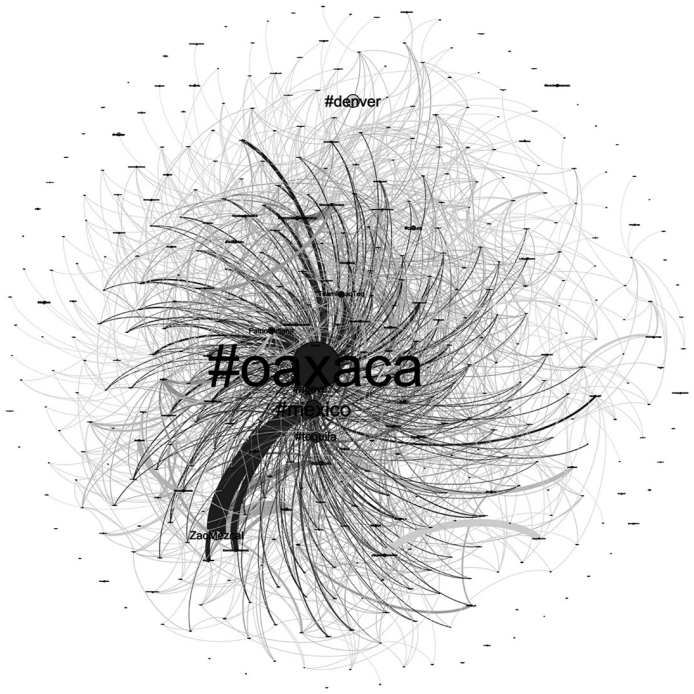

Figura 1. Red de usuarios y *hashtags*, filtrada y sin el nodo '#mezcal'.

TABLA I
HASHTAGS MÁS USADOS, ORDENADAS POR EL GRADO PONDERADO

Lugar	*Hashtag*	Grado ponderado	Grado	Grado promedio
1	#oaxaca	3.518	1.675	2,10
2	#mexico	1.247	723	1,72
3	#denver	947	934	1,01
4	#tequila	734	543	1,35
5	#agave	651	467	1,39

principalmente visibles en el centro de la red); en comparación con '#denver' en donde la mayoría de los *tweets* vinieron de diferentes cuentas, pero que son de solo una ocasión (Figura 1 en la parte superior con vínculos delgados). También se encontraron cuentas que son importantes y que están altamente relacionadas con uno o más *hashtags*, entre estos usuarios están: ZacMezcal, PatriotIndiana, TeamIsaacTeq, mezcalNoMeOlvid y playadelcarmenx con 694 (26), 447 (235), 432 (249), 229 (14) y 209 (83) grados ponderados y (grados), respectivamente.

En la Figura 1 también se muestra como ciertos *hashtags* están más cercanos, estos son '#oaxaca', '#agave' y '#mexico'; en comparación con '#denver' que está en la periferia. El primer caso, de los tres *hashtags* relacionados, se debe precisamente a que es común que los usuarios los mencionen de forma conjunta (en diferentes combinaciones); esto nos lleva a argumentar que existen *hashtags* complementarios, lo que a su vez ayuda a tener mayor presencia en la red. Por supuesto, las tres palabras están asociadas con la cultura popular mexicana; no así '#denver', que no es común que se asocie a la palabra 'mezcal' y que más bien fue una mención esporádica. En la siguiente sección se proporciona mayor evidencia de porqué este *hashtag* resultó importante.

Los resultados anteriores permiten argumentar que, si un usuario de *Twitter* busca estar dentro de una red con mayor arraigo y apropiación de palabras clave le conviene incluir, dentro de sus *tweets, hashtags* que no sólo sean ampliamente usados por varias cuentas, sino que también sean utilizados recurrentemente por las mismas cuentas. Además, conviene que se utilicen varios *hashtags* combinados para que los *tweets* se fortalezcan y tengan presencia en diferentes subredes. Coincidimos en que los *hashtags* son una forma efectiva de estar en contacto con los usuarios y las cuentas origen (Jivkova-Semova *et al*., 2017).

Red de retweets

De los 57.362 *tweets* analizados, 22.603 (39,4%) fueron *retweets*, lo cual implica que en algún momento un usuario publicó un *tweet* que posteriormente fue utilizado por uno o más usuarios como *retweet*. En este proceso participaron 14.678 cuentas interactuando a través de 7.872 *tweets* diferentes; por tanto, el tamaño de la red fue de 22.550. Los vínculos resultantes fueron 22.409 y, por su naturaleza, dirigidos (Hanneman y Riddle, 2011). Basados en las definiciones de los grados de salida y de entrada (Freeman, 1979), y con base en la red analizada, entonces los grados de salida los asociamos a las cuentas que retuitean y los grados de entrada a los *tweets* emitidos.

De esta forma, para encontrar los *tweets* más relevantes en la red utilizamos el segundo indicador; a mayor grado de entrada, mayor es el número de usuarios que retuitearon el *tweet*. Complementariamente se utilizó la modularidad en Gephi para encontrar aquellas comunidades asociadas a los *tweets* identificados como más relevantes. Así, se identificaron 3.368 comunidades con una modularidad de 0,938, lo cual indica que su formación es correcta pues está cercana al valor máximo de 1 (Blondel *et al*., 2008).

La Figura 2 representa la red de las seis comunidades de usuarios, relacionadas a los seis *tweets* más relevantes. La etiqueta de los mensajes originales que fueron retuiteados se conforma por tres elementos: un número consecutivo del total analizado, un número sobre sus grados de entrada y, al final, la cuenta de *Twitter* responsable del *tweet*.

Se encontró que los *tweets* más relevantes están asociados a figuras públicas (@lopezdoriga, *goo.gl/vogS2h* y @RoyCampos,

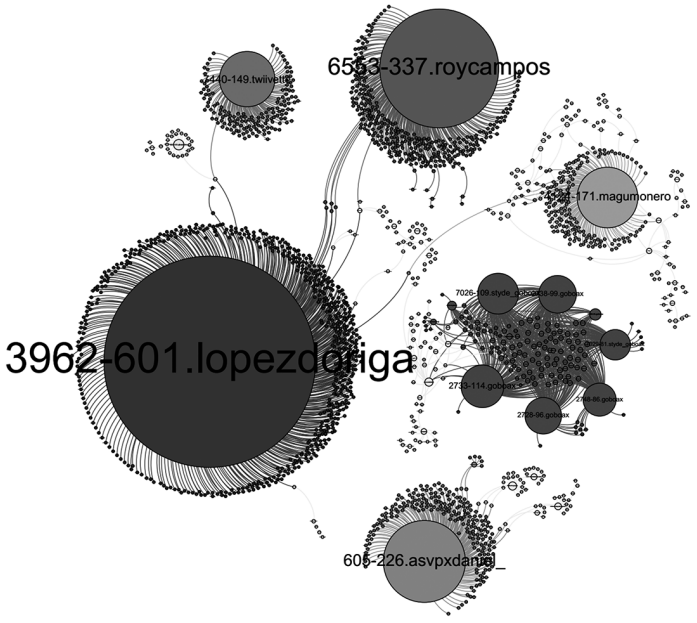

Figura 2. Red de *retweets* (usuarios - *tweets*), mostrando las comunidades asociadas a los *tweets* más relevantes, resultando una subred de 1.852 nodos y 2.366 vínculos.

goo.gl/Zh4zhy); de hecho, estos dos *tweets* son interesantes porque el segundo usuario retuiteó al primero. Además, el tweet contiene el *hashtag* '#denver', de ahí se derivó su importancia en la sección anterior. Los otros *tweets* están relacionados, en orden de importancia, a música popular y el video de una canción (@asvpxdaniel, *goo.gl/11ZRj5*); a un caricaturista de un periódico mexicano (@MaguMonero, *goo.gl/hojuY2*), en donde la caricatura hace alusión a una noticia de coyuntura política; a un bloguero (@twiivette, *goo.gl/5RVyBc*) que utiliza el tweet para conectar a su blog que versa sobre una exposición del mezcal en un museo de la Ciudad de México; por último, un tweet emitido por el Gobierno del estado de Oaxaca (@GobOax, *goo.gl/9hJ6ZM*). En este último caso, en la Figura 2 (lado derecho en medio) se visualiza cómo esa comunidad está ampliamente vinculada a los *tweets* emitidos por @GobOax, pues no sólo aparece el tweet analizado sino también otros *tweets* de la misma cuenta.

Los resultados anteriores respaldan lo dicho por otros autores (Aguado y García, 2009; Jivkova-Semova *et al*., 2017), porque utilizar mensajes con características controversiales, polémicos, graciosos, con rol político, absurdos, asociados a la cultura popular, que incluso utilicen a personajes famosos y celebridades, puede llegar a detonar una mayor cantidad de usuarios que se identifiquen con ellos y, por tanto, los lleguen a retuitear. Es importante reconocer también que el hecho de lograr que un usuario retwuitée un *tweet* no solo implica que este se difunda a los usuarios a los cuales está conectado directamente, sino también que de alguna forma está validando y se está insertando dentro del contenido del mensaje original (Boyd *et al*., 2010). Entonces un *tweet* debe contener alguna de las características mencionadas para facilitar su difusión. En este sentido, se encontró que cinco de los seis *tweets* contienen imágenes, lo cual se ha demostrado que tiene mayor efecto viral en comparación con mensajes que sólo incluyen hipervínculos o textos (Congosto, 2015).

Red de menciones: de usuarios a usuarios

El análisis de esta red estuvo basado en 16.801 *tweets* (29,29%) que hicieron algún tipo de mención. En total se contabilizaron 24.760 menciones con un máximo de 11, mínimo de 1 y en promedio 1,5. Sin embargo, se tuvo que realizar un ajuste a la red, pues existían auto-menciones, las cuales fueron eliminadas. El resultado fue una red de 16.779 nodos y 18.836 vínculos.

Debido a la naturaleza de las menciones entre cuentas, la red está formada por vínculos dirigidos. Por tanto, los grados de entrada se refieren al número de menciones que recibe una cuenta; y los grados de salida están asociados al número de menciones que hace una cuenta. En este sentido, es posible que un usuario mencione a repetidas cuentas en diversos *tweets*, dando lugar a vínculos con peso. El vínculo con el máximo peso encontrado fue de 30 y el promedio fue de 1,2.

Con base en lo anterior, el análisis se basó en los grados de entrada para encontrar a los usuarios más influyentes en la red, pues son los más referidos desde otras cuentas (Del-Fresno-García, 2014). Sin embargo, así como en la sección anterior, es importante considerar que los usuarios más influyentes son resultado de un complejo entramado dado dentro de subredes; es decir, es necesario identificar las cuentas influyentes dentro de comunidades, así como otros autores lo han sugerido y realizado (Del Fresno *et al*., 2016; López y Sicilia, 2017; Martínez-Rolán y Piñeiro-Otero, 2017).

Por tanto, primero se realizó un análisis de comunidades, donde la modularidad fue de 0,919 con 3.464 subredes. Se encontró que 97,5% de las comunidades están formadas por diez o menos usuarios. Después se seleccionaron a las tres primeras comunidades por su importancia en tamaño, resultando en 1.449 (8,64%) usuarios y 2.441 (12,96%) vínculos (Figura 3). La comunidad más grande está ubicada en el centro y se forma por 559 cuentas; la segunda, en la parte superior y constituida por 462 usuarios y; la tercera, en la parte inferior con 428 cuentas.

Una vez ubicadas las comunidades y las cuentas más mencionadas, en la Tabla II se muestran los tres usuarios más relevantes en cada una de las comunidades, los que se logran visualizar en la Figura 3 por el tamaño del nodo. Como se mencionó, las cuentas más influyentes se consideraron por el grado de entrada y no por el grado de entrada ponderado, porque es más importante alcanzar a mayor número de cuentas, en lugar de encontrar aquellas cuentas que fueran muy mencionadas en reiteradas

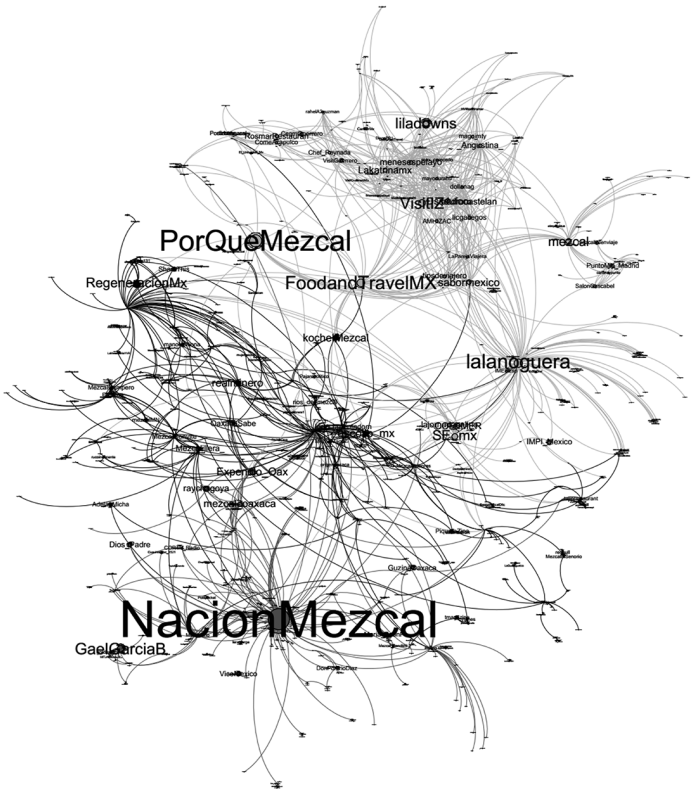

Figura 3. Red de menciones (usuarios - usuarios), con las tres comunidades más grandes.

TABLA II
USUARIOS MÁS MENCIONADOS EN CADA UNA DE LAS TRES COMUNIDADES, ORDENADOS POR EL GE

Comunidad	Usuario	Grado de entrada (GE)	GE ponderado	GE promedio
1	escollo_mx	29	34	1,17
	realminero	26	31	1,19
	RegeneracionMx	26	29	1,12
2	PorQueMezcal	78	87	1,12
	lalanoguera	49	72	1,47
	FoodandTravelMX	39	52	1,33
3	NacionMezcal	142	217	1,53
	GaelGarciaB	31	33	1,06
	Expendio_Oax	30	37	1,23
	Promedio	50,00	65,78	1,25

ocasiones por los mismos usuarios. Es decir, puede ser que un usuario tenga un grado de entrada ponderado de 30, pero que las menciones recibidas vengan de cinco cuentas distintas; en comparación con otro usuario que tenga un grado ponderado de 30 pero que sea resultado de 15 cuentas diferentes. De esta forma, se encontró que las cuentas más influyentes tienen en promedio 50 grados de entrada (mínimo: 26, máximo: 142); es decir, los resultados muestran que una cuenta puede ser considerada como influyente cuando es mencionada como mínimo por 26 cuentas diferentes, pero sería mejor que lo fuera en promedio por 50.

De forma complementaria, siguiendo lo indicado para la identificación de los actores clave (*key players*; Borgatti, 2006) y utilizando el software respectivo (Borgatti y Dreyfus, 2005), se encontró que con las nueve cuentas identificadas (Tabla II) se alcanzaría una cobertura de 22,01% de la red mostrada en la Figura 3, considerando solo un paso desde los nodos origen. Ahora bien, si el algoritmo de selección propusiera los nueve nodos mejor conectados, se alcanzaría una cobertura de 22,50% quitando los nodos 'escollo_mx' y 'Expendio_Oax' y sustituyéndolos por 'liladowns' y 'SE_mx', estos últimos ubicados en la comunidad superior. Es conveniente recalcar que este último análisis toma en cuenta a toda la red y no lo hace por comunidad. Por tanto, de una u otra forma es posible encontrar las cuentas mejor conectadas, ya sea por comunidad o por toda la red. Dependerá del interés del usuario o analista de datos, utilizar una u otra estrategia de identificación y selección de los actores más influyentes.

Los resultados sugieren que identificar las cuentas más mencionadas ayudaría a definir un conjunto de usuarios a los cuales es posible dirigir mensajes con contenido de interés, cuidando así el tema y el mensaje, lo cual está en línea con otros autores (Boyd *et al*., 2010). Esto permitiría insertarse en comunidades más grandes, en lugar de solo mencionar cuentas o contenidos que forman parte de comunidades pequeñas o incluso quedar aislado. Ello a su vez incrementaría la probabilidad de formar nuevos vínculos (Hidalgo, 2016), quizás hasta de ser mencionado por otros. También se debe considerar la diversidad de perfiles (Arcila-Calderón y Said-Hung, 2012) de las cuentas más mencionadas (Tabla II, que incluye cuentas de actores, marcas de mezcal, organizaciones no gubernamentales, entre otros); esto puede ser otra oportunidad para la inserción en la red, pues permitiría usar mensajes con una diversidad de contenido. Se reconoce que los usuarios influyentes en una red tienen la capacidad de insertarse en varios temas (Cha *et al*., 2010).

Conclusiones

En este estudio se analizó una gran cantidad de datos extraídos de *Twitter* con la finalidad de identificar los *hashtags* y contenidos más relevantes, así como a los usuarios más influyentes relacionados al mezcal, un producto agroindustrial tradicional mexicano. Para ello se construyeron tres redes formadas por diferentes nodos y se abordaron con el enfoque teórico y metodológico del análisis de redes sociales (ARS). Aunque se toma como caso al mezcal, los hallazgos pueden ser extendidos y usados en otros ámbitos y propósitos.

Haber dividido los datos en tres tipos de redes fue adecuado y ayudó a identificar diferentes patrones entre los actores que las formaron. De haberse analizado en conjunto no se habría logrado generar el mismo nivel de entendimiento, puesto que cada una requirió un distinto tratamiento de datos, así como de análisis y uso de indicadores de redes sociales.

Haciendo una comparación de las características de las tres redes obtenidas es posible apreciar que no todos los *tweets* cumplen con las características de tener *hashtags*, de ser retuiteados o de incluir menciones, pues los tamaños de éstas difieren y sus composiciones también. Esto permite concluir dos aspectos: el primero, que cuando se trabaja con datos de *Twitter* es conveniente separar las interacciones para encontrar diferentes patrones y estructuras que subyacen en una red completa; y el segundo, que para que una cuenta logre interactuar de manera amplia con otros usuarios, debe posicionarse en las tres redes, es decir, debería mencionar cuentas, retuitear otras e incluir *hashtags* en sus *tweets*. Con este tipo de interacciones, se tendría mayor oportunidad de ser identificado como una cuenta influyente, pues un usuario tendría diferentes alternativas para insertarse en una red de *Twitter*.

Derivado del análisis de cada una de las redes, se han emitido recomendaciones para que usuarios, empresas y otro tipo de actores tengan mayor probabilidad de inserción dentro de las comunidades existentes en los medios sociales. Entre tales recomendaciones destacan: i) Usar *hashtags* que ya están posicionados en la red y usar varios *hashtags* combinados para fortalecer el *tweet*. ii) Diseñar mensajes cuyo contenido sea atractivo para otros usuarios y así logre ser retuiteado, siendo el uso de imágenes y multimedia una de las mejores alternativas. iii) Mencionar a los usuarios más referidos dentro de comunidades permitiría insertarse en las mismas y no quedar aislados. Relacionado al último punto, se encontró que existen comunidades virtuales ya formadas y bien delimitadas, puesto que los niveles de modularidad fueron altos; por tanto, publicar sobre temas relacionados a esas comunidades, puede fortalecerlas e incrementar el sentido de pertenencia y comunidad de sus miembros, así como de reconocimiento por sus pares (Maya, 2004; Blanchard, 2008).

Realizar análisis como los aquí mostrados permiten identificar cuentas con las cuales se podría difundir información de forma estratégica y así considerar nuevas cuentas en la red personal, porque emitir mensajes no estratégicos puede llevar a redundancias de información y contactos dentro de un círculo de personas ya conocidas (Boyd *et al*., 2010). La evidencia encontrada también contribuye al argumento de que para lograr ser retuiteado tiene que ver con el valor del contenido del *tweet*; mientras que para lograr ser mencionado tiene que ver con el valor del usuario (Cha *et al*., 2010). De esta forma, se contribuye a sustentar hallazgos de estudios anteriores que destacan el uso de los medios sociales y su abordaje con el enfoque del ARS para posicionarse estratégicamente dentro de la web 2.0 (Del-Fresno-García, 2014; Congosto, 2015; Del Fresno *et al*., 2016; Jivkova-Semova *et al*., 2017).

Los hallazgos a su vez dejan ver varias vertientes de análisis que vale la pena abordar. Una de ellas tiene que ver con la exploración y uso de otros indicadores del ARS, sobre todo aquellos basados no solo en vínculos directos sino también indirectos, pues a través de ellos es que se puede tener acceso a información directamente no disponible (Aguilar-Gallegos *et al*., 2016). Análisis preliminares han dado indicios de que algunos indicadores de este tipo pueden proveer nueva información sobre los usuarios de *Twitter* y la estructura que presenta la red. Otra vertiente está relacionada a la aplicación empírica de las recomendaciones y a su posterior evaluación; es decir, diseñar contenido basado en las recomendaciones proveídas y emitir una serie de *tweets,* durante cierto periodo, para analizar si se logra posicionar una cuenta de *Twitter* dentro de una red ya formada. Otra está asociada a la necesidad de profundizar más en el contenido de la información y, así, en la naturaleza de la relación entre los usuarios; puesto que es diferente ser altamente mencionado en *tweets* con contenidos negativos, en comparación a *tweets* con mensajes positivos o de apoyo mutuo. Sin duda, las opciones de investigación que

se abren con la gran cantidad de datos que se generan día a día en redes sociales es extensa y muy promisoria.

REFERENCIAS

Aguado GG, García GA (2009) Del Word-of-mouth al Marketing viral: aspectos claves de la comunicación a través de redes sociales. *Comun. Hombre 5*: 41-51.

Aguilar-Gallegos N, Martínez-González EG, Aguilar-Ávila J, Santoyo-Cortés H, Muñoz-Rodríguez M, García-Sánchez EI (2016) Análisis de redes sociales para catalizar la innovación agrícola: de los vínculos directos a la integración y radialidad. *Estud. Gerenc. 32*(140): 197-207.

Aguilar-Gallegos N, Martínez-González EG. Aguilar-Ávila J (2017a) *Análisis de Redes Sociales: Conceptos Clave y Cálculo de Indicadores*. CIESTAAM. Universidad Autónoma Chapingo. México. 145 pp.

Aguilar-Gallegos N, Olvera-Martínez JA, Martínez-González EG, Aguilar-Ávila J, Muñoz-Rodríguez M, Santoyo-Cortés H (2017b) La intervención en red para catalizar la innovación agrícola. *Redes 28*: 9-31.

Arcila-Calderón C, Said-Hung E (2012) Factores que inciden en la variación de seguidores en los usuarios top20 más vistos en Twitter en América Latina y Medio Oriente. *Interciencia 37*: 875-882.

Bastian M, Heymann S, Jacomy M (2009) Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks. Proc. 3rd Int. Conf. Weblogs and Social Media (*ICWSM*). 15/05/2009. San Jose, CA, EEUU.

Blanchard AL (2008) Testing a model of sense of virtual community. *Comput. Human Behav. 24*: 2107-2123.

Blondel VD, Guillaume J-L, Lambiotte R, Lefebvre E (2008) Fast unfolding of communities in large networks. *J. Stat. Mech. Theory Exp. 10008*(10): 1-12.

Borgatti SP (2006) Identifying sets of key players in a social network. *Comput. Math. Organ. Theory 12*: 21-34.

Borgatti SP, Dreyfus D (2005) *KeyPlayer 2 Program*. Analytic Technologies. Lexington, KY, EEUU.

Borgatti SP, Everett MG, Freeman LC (2002) *Ucinet for Windows: Software for Social Network Analysis*. Analytic Technologies. Harvard, MA, EEUU.

Borgatti SP, Everett MG, Johnson JC (2013) *Analyzing Social Networks*. Sage. Londres, RU. 304 pp.

Borgatti SP, Mehra A, Brass DJ, Labianca G (2009) Network analysis in the social sciences. *Science 323*(5916): 892-895.

Boyd D, Golder S, Lotan G (2010) Tweet, tweet, retweet: Conversational aspects of retweeting on Twitter. *Int. Conf. Syst. Sci. 43*: 1-10.

Caicedo M, Camacho R, Cordero FF, García F, Hernández H, López RJA, Manjarrés J, Martínez H, Mendoza C, Millán B, Montaño J, Núñez LA, Ocariz J, Paredes D, Pérez LA, Smith CR, Sánchez A, Torres H (2017) Virtual research and learning communities in Latin America: The CEVALE2VE case. *Interciencia 42*: 733-738.

Cha M, Haddai H, Benevenuto F, Gummadi KP (2010) Measuring user influence in Twitter: The million follower fallacy. *Int AAAI Conf Weblogs Soc Media 4*: 10-17.

Congosto ML (2015) Elecciones Europeas 2014: Viralidad de los mensajes en Twitter. *Redes 26*: 23-52.

Del Fresno GM, Daly AJ, Segado SCS (2016) Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales. *Rev. Esp. Inv. Sociol. 153*: 23-42.

Del-Fresno-García M (2014) Haciendo visible lo invisible: visualización de la estructura de las relaciones en red en Twitter por medio del análisis de redes sociales. *Profes. Inf. 23*: 246-252.

Freeman LC (1979) Centrality in social networks: conceptual clarification. *Soc. Netw. 1*: 215-239.

Gil RH, Guilleumas GRM (2017) Redes de comunicación del movimiento 15M en Twitter. *Redes 28*: 136-146.

Guerrero SEE, Guerrero SG (2017) Caracterización de la confrontación sociedad civil - Estado en la República del Ecuador 2015-2016: Análisis de las redes sociales mediante Twitter. *Redes 28*: 120-134.

Hanneman RA, Riddle M (2011) Concepts and measures for basic network analysis. En Scott J, Carrington PJ (Eds.) *The SAGE Handbook of Social Network Analysis*. Sage. Londres, RU. pp. 340-369.

Hernández GJP, Domínguez HML (2003) Estrategias de mercadotecnia y los negocios de mezcal. *Convergencia 10*(31): 187-203.

Hidalgo RM, Cruz MP, Perez HLM (2010) Tecnificación del proceso de producción de mezcal, en el estado de Oaxaca, México. En *XIV Int. Cong. Project Engineering*. Madrid. pp. 2137-2149.

Hidalgo CA (2016) Disconnected, fragmented, or united? a transdisciplinary review of network science. *Appl. Netw. Sci. 1*: 1-19.

Jivkova-Semova D, Requeijo-Rey P, Padilla-Castillo G (2017) Usos y tendencias de Twitter en la campaña a elecciones generales españolas del 20D de 2015: hashtags que fueron trending topic. *Profes. Inf. 26*: 824-837.

Kaushik P, Chowdhuy A, Hambly OH, van Passen A (2018) Social media for enhancing stakeholders' innovation networks in Ontario, Canada. *J. Agric. Food Inf. 19*: 331-353.

López M, Sicilia M (2017) Identificación de líderes de opinión leales en Twitter. *Cuad. Gest. 17*: 105-124.

Martínez-Martínez S, Lara-Navarra P (2014) El *big data* transforma la interpretación de los medios sociales. *Profes. Inf. 23*: 575-581.

Martínez-Rolán X, Piñeiro-Otero T (2017) Lazos invisibles de la comunicación política. Comunidades de partidos políticos en Twitter en unas elecciones municipales. *Profes. Inf. 26*: 859-870.

Maya JI (2004) Sentido de comunidad y potenciación comunitaria. *Apunt. Psicol. 22*: 187-211.

McClain CR (2017) Practices and promises of Facebook for science outreach: Becoming a "Nerd of Trust." *PLoS Biol. 15*(6): 1-9.

Meneses ME, Martín-del-Campo A, Rueda-Zárate H (2018) #Trumpen-México. Acción conectiva transnacional en Twitter y la disputa por el muro fronterizo. *Comunicar 26*(55): 39-48.

Newman MEJ (2006) Modularity and community structure in networks. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA 103*(23): 8577-8582.

Newman MEJ, Girvan M (2004) Finding and evaluating community structure in networks. *Phys. Rev. E 69*(2): 026113.

Rehm M, Notten A (2016) Twitter as an informal learning space for teachers!? The role of social capital in Twitter conversations among teachers. *Teach. Teach. Educ. 60*: 215-223.

Rodríguez H, Ramírez-Gómez CJ, Aguilar-Gallegos N, Aguilar-Ávila J (2016) Network analysis of knowledge building on rural extension in Colombia. *Agron Colomb. 34*: 393-402.

Shulman J, Yep J, Tomé D (2015) Leveraging the power of a Twitter network for library promotion. *J. Acad. Librariansh. 41*: 178-185.

Torres-Salinas D, Delgado-López-Cózar E (2009) Estrategia para mejorar la difusión de los resultados de investigación con la Web 2.0. *Profes. Inf. 5*: 534-539.

Valente TW (2012) Network interventions. *Science. 337*(6090): 49-53.

Valente TW, Pumpuang P (2007) Identifying opinion leaders to promote behavior change. *Healh Educ. Behav. 34*: 881-896.

Vargas MX, Woo PH (2015) Organic products in Mexico and South Korea on Twitter. *J. Bus. Ethics 135*: 587-603.

Wasserman S, Faust K (1994) *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press. Cambridge, UK. 857 pp.