

Presencia de productos orgánicos en Twitter desde la perspectiva del análisis de redes sociales

Adriana Yaomy Lucio-Mendiola

Enrique Genaro Martínez-González

Norman Aguilar-Gallegos *

Jorge Aguilar-Ávila

J. Reyes Altamirano-Cárdenas

Centro de Investigaciones Económicas, Sociales y Tecnológicas de la Agroindustria y la Agricultura Mundial (CIESTAAM), Universidad Autónoma Chapingo (UACH)

RESUMEN

El objetivo de esta investigación fue analizar cómo está estructurada la red de actores que hablan de productos orgánicos en Twitter y, a través de la identificación de actores clave, conocer la influencia que ejercen dentro de las redes; al hacerlo, desarrollamos ideas significativas que permitan a los usuarios de medios sociales mejorar su interacción y posición dentro de la red. Se buscaron y descargaron los datos de los términos #organico(a) y #organicos(as) por un periodo de seis meses. Para su procesamiento y estudio, se utilizó el enfoque teórico y metodológico del análisis de redes sociales (ARS). La red general se formó por 14,329 tweets únicos, publicados por 6,667 usuarios, configurando una red de 6,521 vínculos directos. Para entender con mayor detalle las interacciones, se segmentó la red con base en dos tipos de relaciones: (1) retweets y (2) menciones o respuestas, ambas redes mostraron estructuras diferentes. Se encontró que el conjunto de relaciones que estructuran la red social está asociado a productos, países y temas, así como a diversos actores clave. Además, la expresión de los orgánicos en Twitter sigue de cerca la visión general de considerarse benéficos para la salud y el medio ambiente.

Palabras clave: *Productos agrícolas – Medios sociales – Actores clave – Comunidades – NodeXL.*

ABSTRACT

The objective of this research was to analyse how the network of actors talking about organic products on Twitter is structured and, through the identification of key players, to assess the influence they exert within the networks. Doing this, we develop meaningful ideas that allow social media users to improve their interaction and position on networks. The data of the terms #organico(a) and #organicos(as) were searched and downloaded for a six-month period. For its processing and study, the theoretical and methodological approach of social networks analysis (SNA) was used. The general network was formed by 14,329 unique tweets, published by 6,667 users, shaping a network with 6,521 direct links. To understand the interactions in greater detail, the network was segmented based on two types of relationships: (1) retweets and (2) mentions or replies to, both networks showed different structures. It was found that the set of relationships that structure the social network is associated with products, countries, and topics, as well as several key players. Furthermore, the expression of organic on Twitter closely follows the general vision of being considered beneficial for health as well as the environment.

Keywords: *Agricultural products – Social media – Key players – Communities – NodeXL.*

* *Contacto con los autores: Norman Aguilar-Gallegos (naguilar@ciestaam.edu.mx)*

INTRODUCCIÓN

Desde el origen de Internet, han emergido diversas plataformas que ofrecen a los usuarios la posibilidad de interactuar con otros, además de conocer y establecer contacto con internautas con diferentes intereses. Entre estas plataformas destacan los medios sociales (*social media*), que se refieren al "*grupo de aplicaciones basadas en Internet que se construyen sobre los fundamentos ideológicos y tecnológicos de la Web 2.0 y que permiten la creación e intercambio de contenido generado por el usuario*" (Kaplan & Haenlein, 2010, p.61). Hoy en día, los medios sociales han alcanzado un gran nivel de popularidad en todo el mundo, atrayendo el interés de investigadores de distintos campos para estudiar esta nueva forma de interacción humana (Buccafurri, Lax, Nicolazzo, & Nocera, 2015; Sobaih, Moustafa, Ghandforoush, & Khan, 2016); en donde los lazos invisibles que nos unen a los demás se han vuelto más visibles y analizables (Hansen, Shneiderman, & Smith, 2011).

Así, con el paso del tiempo se han desarrollado herramientas para recopilar, analizar y visualizar los datos que los cibernautas van dejando en Internet. Estos datos relacionales ofrecen nuevas oportunidades para comprender la interacción social virtual (Del-Fresno-García, Daly, & Segado Sánchez-Cabezudo, 2016). Sin embargo, centrarse en las relaciones y en las pautas de éstas requiere un conjunto de métodos y conceptos analíticos que difieren de las herramientas de la estadística y el análisis de datos tradicionales (Wasserman & Faust, 1994). Es aquí donde el análisis de redes sociales (ARS) se vuelve relevante y necesario. Ya que, a través del estudio de diferentes vínculos que se establecen entre distintos actores, el ARS ayuda a descubrir varios tipos de estructuras reticulares, a determinar las condiciones bajo las cuales éstas emergen, a descubrir sus consecuencias y a averiguar cómo diferentes tipos de vínculos se pueden afectar entre sí (Stephen P. Borgatti, Mehra, Brass, & Labianca, 2009; Freeman, 2011).

Una de las plataformas virtuales que ha sido objeto de estudio en diversos campos del conocimiento, utilizando el enfoque teórico y metodológico del ARS, es Twitter, "*una forma de blog que le permite al usuario escribir breves actualizaciones de texto sobre su vida en cualquier lugar y enviarlas a amigos y observadores interesados*" (Java, Song, Finin, & Tseng, 2007, p.56). En Twitter, los usuarios publican utilizando distintas prácticas comunicativas como las menciones a otros usuarios, el uso de *hashtags*, entre otras.

Además, los participantes se pueden enlazar ("seguir") a otros y ver sus *tweets*, aunque el otro usuario no necesita corresponder (Boyd, Golder, & Lotan, 2010), lo cual hace que su dinámica de interacción no sea necesariamente bidireccional como lo es en Facebook.

En Twitter, debido a sus propiedades simples e inherentemente flexibles, sobre todo la brevedad y la velocidad del servicio, es posible identificar y disponer de una gran variedad de información en tiempo real (así como retrospectivamente) y, por lo tanto, tener acceso a los registros de la actividad humana *online* en espacio y tiempo (Del-Fresno-García et al., 2016). Por ello, esta red social ha sido la base de diversas investigaciones; por ejemplo, desde estudios sobre la plataforma misma y sus atributos (Boyd et al., 2010; Cha, Haddadi, Benevenuto, & Gummadi, 2010; Java et al., 2007), hasta los que usan el enfoque del ARS en diferentes áreas del conocimiento, entre ellas: ciencias conductuales (Buccafurri et al., 2015), ciencias de la salud (Kaveri & Maheswari, 2017), temas políticos (Castillo de Mesa, Méndez Domínguez, Carbonero Muñoz, & Gómez Jacinto, 2021; Congosto, 2015), ciencias de la decisión (Riquelme & González-Cantergiani, 2016) y, agricultura (Aguilar-Gallegos et al., 2019; Chowdhury & Hambly Odame, 2013; Kaushik, Chowdhury, Hambly Odame, & van Paassen, 2018; Meza & Park, 2016), por mencionar algunas.

Sin embargo, a pesar del creciente cuerpo de investigaciones basadas en medios sociales, incluido Twitter, y de que se ha reconocido al ARS como un enfoque sólido para buscar y evaluar redes de relaciones que influyen en el sector agroalimentario (Kaushik et al., 2018), son escasos los documentos abordados desde el ámbito agrícola (Aguilar-Gallegos et al., 2019; Kaushik et al., 2018; Klerkx, 2020; Meza & Park, 2016), generando un área de oportunidad y de investigación para atender este vacío de información. En específico, Meza y Park (2016) argumentan que pocos estudios han considerado los productos orgánicos como objeto de estudio, resaltando que Twitter puede ser particularmente útil porque los productores tienden a buscar la comunicación directa con los consumidores y, a menudo, participan en campañas de marketing relevantes.

Además de lo anterior, nuestro interés en el tema, y en específico en Twitter, radica en que otros autores (Bernal Jurado, Fernández Uclés, Mozas Moral, & Medina Viruel, 2019) han declarado que en los medios sociales existe mayor presencia y actividad por parte de las empresas y productores de alimentos orgánicos debido a la preocupación de los productores por mitigar la barrera de conocimiento que existe

con los consumidores y para enaltecer los atributos diferenciales de sus productos y hacerlos más competitivos en el mercado. También porque se ha indicado que los productores pueden utilizar los medios sociales para promover su marca e investigar las necesidades individuales de los clientes potenciales y así establecer relaciones efectivas (Novytska, Chychkalo-Kondratska, Chyzhevskya, Sydorenko-Melnyk, & Tytarenko, 2021). Así, en este artículo se busca proporcionar más evidencia y lo hacemos desde la perspectiva del ARS.

Los productos orgánicos son relevantes porque son alimentos naturales que están libres de químicos artificiales como fertilizantes, herbicidas, pesticidas, antibióticos y organismos genéticamente modificados (Rana & Paul, 2017). Su producción, se basa en técnicas como la rotación de cultivos, el uso de abonos verdes, la composta y el control biológico de plagas, con el propósito de promover y mejorar la biodiversidad; además, de considerar los ciclos y la actividad biológica del suelo (Aleixandre, Aleixandre-Tudó, Bolaños-Pizarro, & Aleixandre-Benavent, 2015). Los métodos agrícolas orgánicos están regulados internacionalmente y son aplicados legalmente por muchas naciones, basándose en gran parte en los estándares establecidos por la Federación Internacional de Movimientos de Agricultura Orgánica (IFOAM).

También se reconoce la oportunidad que tiene este tema de estudio por tres aspectos. Primero, porque la sensibilidad de la sociedad a temas ambientales junto con la creciente demanda de alimentos seguros y de calidad ha generado que los productos orgánicos tengan un aumento en producción y consumo, esto debido al concepto multidimensional que ofrecen, que incluye valores ecológicos y sociales junto con criterios ambientales estrictos (Papadopoulos, Zafeiriou, Karelakis, & Koutroumanidis, 2018). Segundo, porque se ha identificado que los consumidores de orgánicos generalmente poseen un nivel educativo alto, de al menos educación universitaria finalizada (Juárez, 2014; Sambiasi, Giro Moori, Yalenti Perosa, & Benzaquen Perosa, 2016) y son personas informadas acerca de la calidad, origen y métodos de producción, con amplia conciencia por la salud personal, el medio ambiente y un consumo ético (Hughner, McDonagh, Prothero, Shultz, & Stanton, 2007; Melović, Dabić, Rogić, Đurišić, & Prorok, 2020; Paul & Rana, 2012). En este punto, Internet juega un papel importante, pues es una de las principales fuentes de información e influencia para su consumo (Sambiasi et al., 2016), destacando los medios sociales como promotor

central para su compra (Melović et al., 2020). Tercero, pero no menos importante, porque estos productos son de alta relevancia para México, ya que este país ocupa el lugar número trece en cuanto a la extensión agrícola más grande bajo manejo orgánico (incluidas las áreas en conversión), es el séptimo productor mundial de alimentos orgánicos y, el cuarto más importante de América Latina. Además, es el tercer país con mayor número de productores certificados (210,000), solo por debajo de India y Uganda (FiBL & IFOAM, 2018).

Ante este panorama, el objetivo de esta investigación se presenta en tres vertientes: i) Analizar cómo está estructurada la red de actores que hablan de productos orgánicos en Twitter; ii) Identificar la existencia de comunidades y de sus actores clave para determinar su influencia y el rol que desempeñan (promoción, ventas, consumo, difusión de conocimiento, entre otros) dentro de ella; iii) Desarrollar ideas significativas que permitan a usuarios y otros actores en el tema mejorar su interacción y su posición dentro de Twitter.

MÉTODO

La metodología diseñada para llevar a cabo esta investigación se formuló tras la revisión de los métodos utilizados en otros estudios que estuvieron fundamentados en el enfoque del ARS y, por supuesto, que utilizaron datos de Twitter (Aguilar-Gallegos et al., 2019; Del-Fresno-García, 2014; Del-Fresno-García et al., 2016; Del Fresno García, Daly, & Supovitz, 2015; Himmelboim, Smith, Rainie, Shneiderman, & Espina, 2017; Kaushik et al., 2018; Meza & Park, 2016). En dichas investigaciones se identifican cuatro etapas principales relacionadas con el manejo de los datos: i) extracción; ii) edición; iii) organización; y iv) análisis, mismas que se desarrollan a continuación.

Extracción de datos

Se utilizó una captura indirecta de datos de Twitter (Del-Fresno-García, 2014) con el uso de NodeXL (Smith, 2013), una herramienta para la obtención de datos de diferentes medios sociales. NodeXL incluye un software de análisis y visualización de redes de código abierto y gratuito (Himmelboim et al., 2017), y utiliza una plantilla de libro de trabajo altamente estructurada para almacenar la información capturada, que incluye el tipo de relaciones de red (vínculos) y los pares de vértices o nodos (usuarios) que están conectados, así como información de los usuarios (Hansen et al.,

2011), mensajes emitidos (*tweets*), palabras (*hashtags*), hipervínculos y más (Meza & Park, 2016). El formato en la que se estructuran los datos descargados con NodeXL es el de lista de vínculos (*edgelist*), donde cada línea en la hoja de cálculo representa una relación entre pares de nodos (ver Aguilar-Gallegos, Martínez-González, & Aguilar-Ávila, 2017, para un mayor entendimiento de la sistematización de datos de red). Por tanto, la sistematización de un *tweet* puede corresponder, por ejemplo, a una sola fila cuando es un *tweet* sin menciones, o a varias filas cuando es un *tweet* con varias menciones.

Las palabras clave usadas para la búsqueda y extracción de registros fueron "organico OR organicos" y "organica OR organicas", tanto en su forma simple como en *hashtag*. Dicha combinación se realizó con la intención de recoger la mayor cantidad de datos posibles respecto a los productos orgánicos y; además, se realizó la búsqueda con las palabras sin acentos debido a que el procedimiento contempla en los resultados ambas opciones, con y sin acentos. Durante el proceso de extracción de datos no se establecieron restricciones de idioma o geolocalización. La descarga de datos inició el 3 de abril de 2019. Con la finalidad de abarcar un periodo de seis meses de seguimiento del tema en Twitter, la última fecha de descarga fue el 9 de octubre de 2019. En el caso específico de *tweets* escritos en otro idioma como fueron portugués e inglés, se siguió el mismo procedimiento de edición de los datos que se describe en la siguiente sección.

Debido a las restricciones de descarga de datos de la API (*application programming interface*) de Twitter, el proceso de extracción se realizó de manera intermitente, con una separación de seis días entre descarga y descarga. Por lo tanto, se descargaron datos en 32 ocasiones. Posteriormente, los archivos se juntaron en una sola base de datos para proceder a su edición, dicha base estuvo conformada por 1,559,109 registros.

Edición de los datos

Como primer paso, se realizó una revisión aleatoria de los archivos descargados para verificar que los *tweets* obtenidos tuvieran relación con el tema investigado. Sin embargo, durante la revisión, se identificó que los archivos derivados de la búsqueda bajo la forma simple, es decir, sin los *hashtags*, contenían una gran cantidad de *tweets* que no encajaban con el tópico de interés, tales como química orgánica, arquitectura orgánica, arte

orgánico, búsquedas orgánicas en Google y obtención de seguidores de manera orgánica, entre otros. Por tal motivo, se utilizaron únicamente los registros obtenidos a partir de los términos en su forma de *hashtags*. Así, se pasó de los 1,559,109 registros a 36,694. Este procedimiento nos permitió incrementar la calidad de los datos y análisis posteriores.

El segundo paso consistió en la eliminación de *tweets* duplicados; para ello se utilizó el "Imported ID" (identificador del *tweet* original) y las columnas "Vertex 1" y "Vertex 2", que hacen referencia a los usuarios involucrados en los *tweets*. Así, se eliminaron las filas que poseían el mismo ID y aquellas en donde el *Vertex 1* y *2* eran iguales para distintos registros. Al considerar en este procedimiento las variables "Vertex 1" y "Vertex 2", aseguramos la permanencia y no eliminación de los *retweets* porque en esos casos el "Vertex 1" cambia pues es el usuario que envía el *retweet* al "Vertex 2". Si sólo hubiéramos considerado el dato del "Imported ID", es posible que se hubieran eliminado registros de importancia. Esto podría ser de interés metodológico para otros investigadores relacionados al uso de este tipo de datos de red.

El tercer paso residió en la lectura y eliminación de *tweets* no relacionados con el objeto de estudio. Así, de una base inicial de 36,694 registros, se eliminaron los duplicados y se filtraron los registros restantes, manteniéndose solamente 17,425 (47.48%). Se encontró que estos registros correspondieron a 14,329 *tweets* únicos. Cabe mencionar que este procedimiento se realizó manualmente, también, para entender el contexto sobre el cual se publica alrededor del tema de estudio.

Organización de los datos

Un aspecto significativo de Twitter, desde la perspectiva del ARS, es que facilita dos tipos de relaciones significativas y que pueden ser diferenciadas: 1) *retweets* y 2) menciones o respuestas. Ambas son consideradas más significativas que las relaciones de seguidores-seguídos (*followers-following*), ya que son conjuntos de conexiones explícitas superpuestas en la misma red (Del Fresno García et al., 2015). Además, son producto de la interacción continua que tienen los usuarios en esta red social (Aguilar-Gallegos et al., 2019). En este marco, se ha identificado 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" (Aguilar-Gallegos et al., 2019, p.80). Por lo tanto, los

datos fueron manejados en hojas de cálculo por separado de acuerdo con el tipo de relación entre usuarios. Este proceso permitió la desagregación de los *tweets* en dos subredes como objetos de estudio, evitando así tener que hacer frente a una gran red que ocultaría relaciones y significados en su seno (Del-Fresno-García et al., 2016). Por tanto, tres archivos de datos de red fueron creados para su análisis: 1) Red general, 2) Red de *retweets*, y 3) Red de menciones y respuestas.

Análisis de datos

Este procedimiento se realizó en diversas etapas, cada una de ellas corresponde a un apartado de la sección de resultados, siguiendo el mismo orden presentado a continuación.

Primero, se analizó el texto de los *tweets* publicados por los usuarios para identificar la percepción general respecto a los productos orgánicos. Se utilizó la plataforma de libre acceso "Nube de palabras" (<https://www.nubedepalabras.es>), herramienta digital que sirve para generar nubes de palabras y tablas de frecuencia. De esta forma, se identificaron las palabras recurrentes y mayormente asociadas a los orgánicos, así como los productos y países más populares.

Segundo, se analizaron las tres redes generadas (la general, la de *retweets*, y la de menciones y respuestas) aplicando el enfoque teórico y metodológico del ARS (Stephen P. Borgatti, Everett, & Johnson, 2013; Stephen P. Borgatti et al., 2009; Stephen P. Borgatti & Halgin, 2011; Wasserman & Faust, 1994). A través de su análisis se logran descubrir los patrones relacionales escondidos y las cuentas más influyentes (Aguilar-Gallegos et al., 2019). Los indicadores del ARS utilizados fueron: el grado total, el grado de entrada (de ahora en adelante "*indegree*"), el grado de salida (de ahora en adelante "*outdegree*"), la densidad, la centralización por *indegree* y la centralización por *outdegree* (Freeman, 1979; Wasserman & Faust, 1994). Además, se identificó el peso de los vínculos entre usuarios y se representó visualmente con líneas de diferente grosor o intensidad de color, que indican la fuerza o la frecuencia de un vínculo (Hansen et al., 2011).

Para el cálculo de los indicadores mencionados, se utilizó UCINET 6 (S. P. Borgatti, Everett, & Freeman, 2002). De forma complementaria, para la representación gráfica de las redes, se utilizó Gephi (Bastian, Heymann, & Jacomy, 2009). Además, con este mismo software, se identificaron las comunidades (conjuntos de nodos altamente interconectados) que componen la red, para ello se usó el algoritmo

de Blondel, Guillaume, Lambiotte y Lefebvre (2008). La calidad de las particiones resultantes se midió mediante la modularidad, un valor escalar entre -1 y 1 que mide la densidad de enlaces dentro de las comunidades, en comparación con los vínculos entre ellas; donde valores cercanos a 1 indican que la calidad de la identificación de comunidades es correcta (Blondel et al., 2008).

Tercero, *a posteriori*, se identificaron y estudiaron las diez comunidades más grandes de las redes de *retweets* y, de menciones y respuestas. Para su análisis, se seleccionaron seis actores de cada una de ellas, los tres con mayor *indegree* y los tres con mayor *outdegree*, con lo que se obtuvieron 120 actores en total (60 por red). A estos actores, por su nivel de relevancia los llamamos "actores clave". Para cada uno de ellos, se calculó su *outdegree* e *indegree*; posteriormente, se realizó análisis estadístico descriptivo.

Cuarto, de los 120 actores identificados, se obtuvieron 102 actores únicos porque algunos resultaron ser actores clave en diferentes redes. Sin embargo, dos fueron descartados debido a que sus cuentas en Twitter estaban suspendidas, por lo que al final se estudiaron 100 perfiles. De ellos, se efectuó un análisis semántico de la información de su biografía y del contenido (*tweets*) compartido en Twitter para obtener el "perfil del usuario". Analizamos el "perfil de usuario" porque éste puede contener información básica como edad, género, educación, ocupación y atributos demográficos (ciudad/país de origen), además, puede resaltar las palabras clave que reflejan las preferencias del usuario (Bilal, Gani, Lali, Marjani, & Malik, 2019). Este análisis proporcionó elementos suficientes para categorizar a los actores según su ocupación y nacionalidad.

Con esta información, se identificaron y registraron trece ocupaciones específicas (ambientalistas, asociaciones dedicadas a brindar información y asesoramiento para el desarrollo de la producción orgánica, certificadores, comerciantes, consumidores, dependencias de gobierno, fotógrafo, informativo, noticiero, periodistas, políticos, productores y sacerdote); además, se creó la categoría "otros" para los usuarios en los que no se logró identificar un perfil claramente definido. Sin embargo, debido a que la frecuencia de algunas categorías fue mínima (valor de 1), se realizó una recategorización, añadiendo "noticiero" y "periodista" a "informativo", y "fotógrafo" y "sacerdote" a "otros". Por tanto, se analizaron diez categorías. Siguiendo la lógica de segmentación de actores clave por tipo de grado (*indegree* y

Adicionalmente, se identificaron los productos más populares, siendo estos: café (542), quinoa (508), vino (415), aguacate (310), miel (157) y coco (118), que en conjunto representan el 4.14% de las menciones. En este mismo sentido, dentro de estas palabras destacadas por los usuarios también sobresalen: ciudades mexicanas como Mérida, Yucatán (774) con productos como el abono orgánico; estados mexicanos como Michoacán (135), donde el principal producto asociado es el aguacate y; Oaxaca (116), con la mención de diversos productos tales como café, mezcal, nopal, chocolate y huertos orgánicos. Un país que destacó fue Argentina (102) por su asociación con el vino. En conjunto, los lugares mencionados representan el 2.28% de las palabras más importantes.

En las siguientes secciones se expondrán los resultados de la interacción generada por los usuarios en las redes general, de *retweets* y, la de menciones y respuestas, así como las

características de las comunidades más grandes y de los actores clave.

Red general

El análisis realizado permitió identificar que la red general se formó con 17,425 registros, mismos que representaron 14,329 *tweets* únicos. Estos *tweets* fueron publicados por 6,667 diferentes usuarios, unidos por 6,521 vínculos directos (Gráfico 2). Del total de usuarios, 63.50% publicó únicamente un *tweet*, 33.20% tuiteó entre dos y diez ocasiones, 3.00% de 11 a 100, y sólo el 0.30% (11 usuarios) publicó más de 100 *tweets*. Por otra parte, se identificaron 1,724 comunidades conformadas por un solo usuario, es decir, esos actores no generaron ningún tipo de interacción dentro de la red. En el Gráfico 2, el tamaño del nodo hace referencia a los grados de entrada que tiene el nodo.

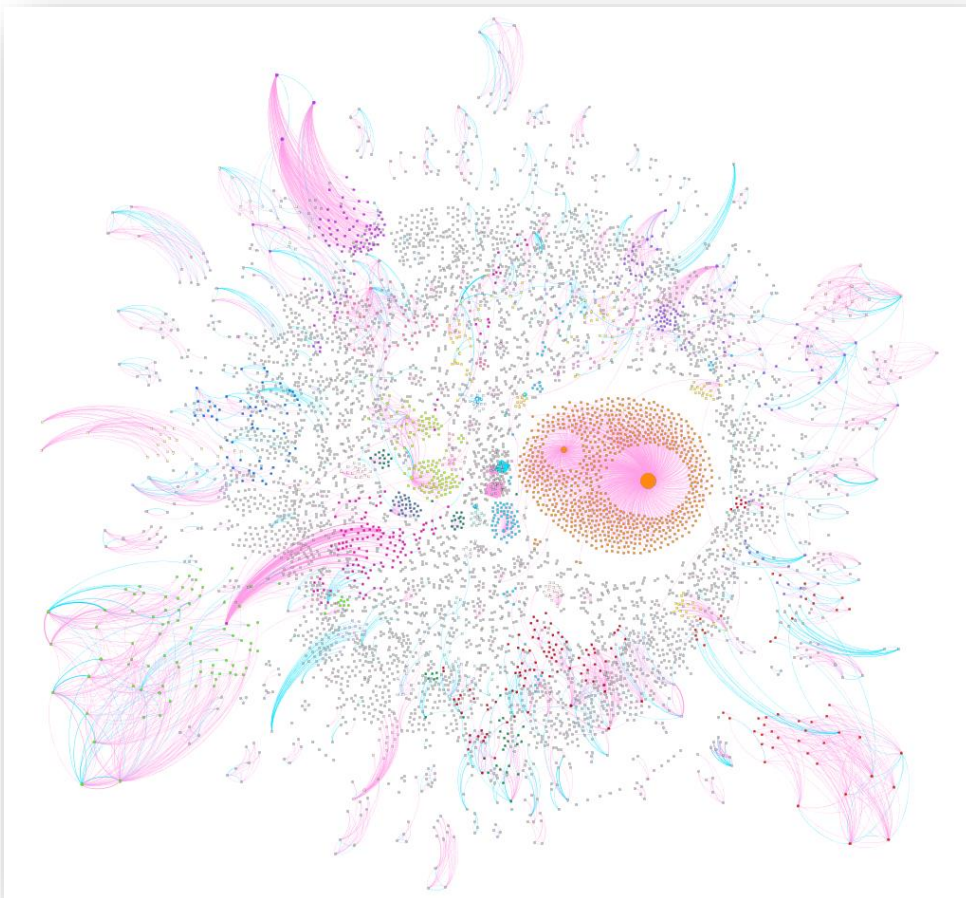


Gráfico 2. Visualización de la red general, mostrando tipo de relación entre usuarios (arista: rosa = *retweet*; azul = mención).

Debido a que en la red general (Gráfico 2) existen dos tipos de relaciones explícitas significativas y diferenciales: *retweets* y menciones y respuestas, se agregó a la arista el atributo "tipo de relación", diferenciándose por color: las aristas rosas indican *retweet* y las aristas azules indican mención o respuesta. Además, cuando un usuario utiliza ambos tipos de interacción, por ejemplo, cuando retuitea diversos *tweets* de un mismo usuario o lo menciona y/o responde constantemente, se genera un vínculo con peso, es decir, son "aristas ponderadas". Éstas se representan visualmente como líneas más gruesas u oscuras o como líneas más o menos opacas que indican la fuerza o la frecuencia de un vínculo (Hansen et al., 2011).

Red de *retweets*

De los 17,425 registros descargados, 6,596 (37.85%) fueron *retweets*, es decir, fueron *tweets* reenviados por un tercero a su red personal (Firdaus, Ding, & Sadeghian, 2018), lo cual permite una difusión más amplia del mensaje, puede involucrar a una gran cantidad de usuarios en poco tiempo, y es un medio para participar en una conversación a pesar de no ser un colaborador activo (Boyd et al., 2010). En este sentido, en otros estudios se ha identificado que el *retweet* es la forma de interacción más utilizada en la red social (Aguilar-Gallegos, Romero-García, Martínez-González, García-Sánchez, & Aguilar-Ávila, 2020; Aguilar-Gallegos et al., 2019; Anger & Kittl, 2011; Del-Fresno-García et al., 2016), por lo que es importante analizarla por separado. Así, nuestro estudio permite reafirmar que esta estructura también está presente en redes con temas agroalimentarios.

Durante el proceso de análisis de la red de *retweets*, participaron 4,038 usuarios a través de 1,654 *tweets*. Los vínculos encontrados fueron 5,266 y, por su naturaleza, dirigidos. Blondel et al. (2008) indican que el tamaño típico de las grandes redes exige nuevos métodos para recuperar información completa de su estructura, siendo un enfoque prometedor la descomposición de las redes en comunidades, ya que pueden ayudar a descubrir módulos funcionales pero desconocidos *a priori*. Así, aplicando el algoritmo de detección de comunidades en Gephi, se encontraron 590 comunidades, con una modularidad de 0.950, lo cual indica que su formación es correcta pues está cercana al valor máximo de 1 (Blondel et al., 2008). Al aislar las 10 comunidades más grandes (Gráfico 3), se determinó que éstas abarcaron el 37.8% del total de usuarios de la red y el 45.8% de los vínculos. En dicha red, se agregó el atributo de *indegree* al tamaño del nodo, por lo que, los

nodos de mayor tamaño representan a los usuarios más retuiteados.

La subred más grande estuvo formada por 785 usuarios unidos por 1,010 vínculos (Gráfico 3, nodos en color naranja). Al analizar las 10 comunidades, se logró apreciar que la centralización por *indegree* fue mayor que la de *outdegree*, lo cual indica que, en cada comunidad hay uno o varios nodos importantes como fuente de información (Aguilar-Gallegos et al., 2017) y, por lo tanto, las redes están formadas por actores que están retuiteando a pocos usuarios. Por otra parte, las 10 comunidades presentaron densidades inferiores al 5%, siendo la más baja 0.20% y la más alta 4.30% (Tabla 1), lo cual indica que, a pesar de que los usuarios pertenecen a una misma comunidad, no están interactuando entre ellos de manera activa y, por tanto, no tienen una alta cohesión.

Los *retweets* "se basan en el valor del contenido de los *tweets* de un usuario" (Cha et al., 2010, p.17); por tanto, en nuestro caso, interpretamos el *indegree* como la capacidad de un usuario para generar contenido con valor de transferencia (Cha et al., 2010). Así, usando este indicador es que logramos identificar al usuario más retuiteado, así como el *tweet* más relevante; a mayor *indegree*, mayor es el número de usuarios que retuitearon el *tweet* (Aguilar-Gallegos et al., 2019). Cabe destacar que "los *hashtags* y las URL tienen una fuerte correlación con la capacidad de un *tweet* de ser retuiteado" (Firdaus et al., 2018, p.29); y autores como Cha et al. (2010) afirman que, en su investigación, el 92% de los *tweets* que tenían al menos un *retweet*, contenían una URL. Por lo que, aspectos como el "valor del contenido" y el uso de enlaces (URL's) y/o contenido multimedia debe ser tomado en cuenta en el diseño de un *tweet* que busca ser retuiteado por otros usuarios.

De modo complementario, Cha et al. (2010) señalan que las organizaciones de noticias generan constantemente un alto nivel de *retweets* sobre diversos temas, lo cual se respalda con los resultados de esta investigación, ya que se encontró que el *tweet* más relevante está asociado a una figura pública que se dedica a la propagación de noticias, el periodista brasileño @Andretrig (<https://twitter.com/andretrig>), que tuvo 786 grados en entrada. En el *tweet* se habla de la protección del medio ambiente y utiliza *hashtags* como #organicos y #energialimpia, lo cual ayudó a su propagación. Esto se conecta por lo indicado por Firdaus et al. (2018) de que retuitear *tweets* con *hashtags* ayuda a difundir información relacionada con el tema rápidamente a una gran audiencia.

Red de menciones o respuestas

El análisis mostró que esta red se conformó por 2,054 tweets (14.3%) en los que se mencionó al menos el nombre de un usuario, pudiendo ser más. Participaron 1,779 cuentas y los vínculos resultantes fueron 1,357; los cuales, por la característica de la interacción, son dirigidos. Basados en los indicadores del ARS, utilizamos el *indegree* para referirnos al número de menciones que recibe una cuenta; y el *outdegree* lo asociamos al número de menciones que hace una cuenta.

Así como en la sección anterior, la idea fundamental de nuestro análisis es que la interacción se da por comunidades. Por tanto, primero se realizó un análisis en el que se identificaron 536 subredes con una modularidad de 0.984. Después se identificaron y filtraron las diez comunidades más grandes (Gráfico 4), éstas abarcaron el 16.3% del total de usuarios y el 22.6% de los vínculos. Adicionalmente, se agregó el atributo de *indegree* al tamaño del nodo, por lo que, los nodos de mayor tamaño representan a los usuarios que recibieron mayor

número de menciones o respuestas. La subred más grande estuvo formada por 40 usuarios unidos por 43 vínculos (Gráfico 4), nodos en color rosa). A diferencia de la red de *retweets*, en esta red la centralización de las comunidades por *outdegree* fue superior que, por *indegree* (Tabla 2). Esto indica que uno o varios nodos están mencionando a otros o tratando de posicionarse a través de diversos usuarios. Lo anterior se sustenta en que las menciones representan el valor del nombre de un usuario (Anger & Kittl, 2011); así, el *outdegree* en la red de menciones, indica la capacidad de ese usuario para involucrar a otros en una conversación. Asimismo, se identificó una comunidad que presenta una centralización por *outdegree* del 100%, esto quiere decir que un usuario es el que está mencionando a los 19 restantes, formando así una "red estrella". El usuario con mayor *outdegree* (72) fue la comercializadora de sal de Pakistán, @rm_salt, que pertenece a la sexta comunidad más grande de la red (Gráfico 4, nodos en color verde).

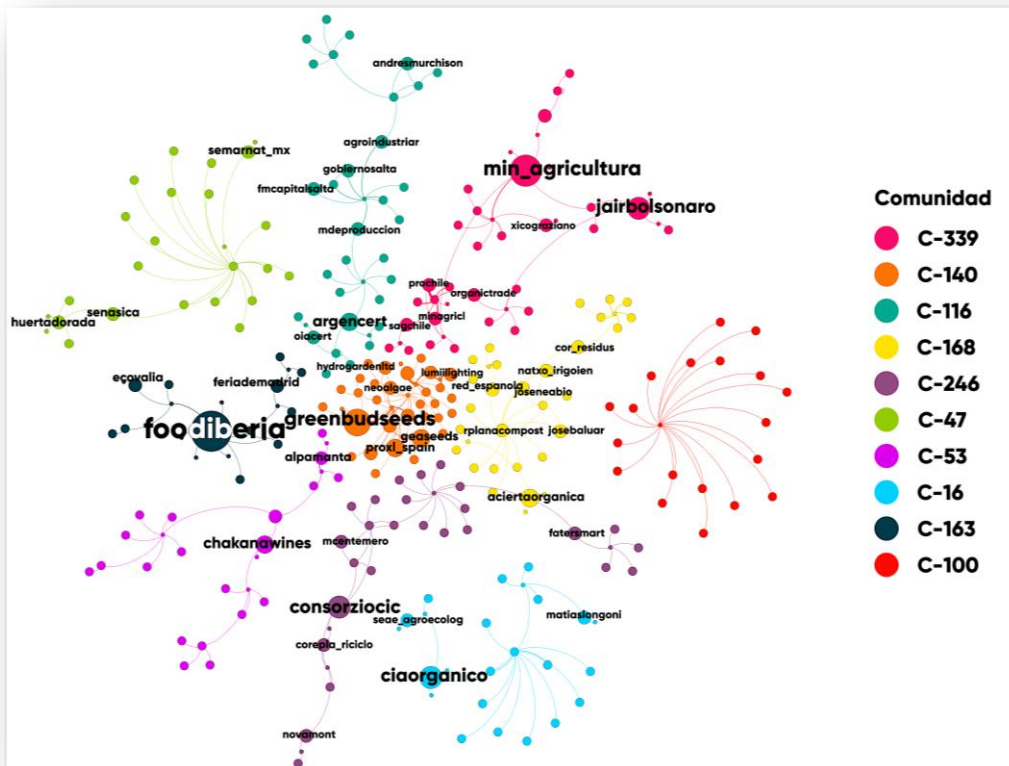


Gráfico 4. Las diez comunidades más grandes de la red de menciones y respuestas de productos orgánicos en Twitter.

Tabla 2*Diez comunidades más grandes de la red de menciones y respuestas*

Comunidad	Nº de nodos	Nodos en red total (%)	Nº de aristas	Aristas en red total (%)	Centralización indegree (%)	Centralización outdegree (%)	Densidad (%)
339	40	2.25	43	3.17	2.45	6.40	2.80
140	38	2.14	47	3.46	2.38	5.61	3.30
116	35	1.97	39	2.87	2.63	17.77	33.00
168	32	1.8	35	2.58	0.05	0.05	3.50
246	31	1.74	33	2.43	10.11	34.22	3.50
47	25	1.41	24	1.77	4.08	40.97	4.00
53	25	1.41	24	1.77	4.25	6.42	4.00
16	24	1.35	23	1.69	6.71	27.12	4.20
163	21	1.18	21	1.55	20.87	10.37	5.00
100	20	1.12	19	1.4	0.27	100.00	5.00

Fuente: elaboración propia.

Por otra parte, al igual que la red anterior, la mayoría de las comunidades estudiadas (nueve de diez) presentaron densidades inferiores al 5%, siendo la más baja 2.80% y la más alta del 33% (ver Tabla 2). Por lo que, cabe destacar que la densidad de las comunidades de la red de menciones y respuestas es superior a la presentada en las comunidades de la red de *retweets*, lo que indica que los usuarios tienen mejor comunicación entre ellos.

Esto a su vez se explica por la diferencia en el tamaño de las redes, ya que, en promedio, las comunidades de la red de *retweets* son más grandes; lo cual, vuelve a confirmar la importancia que tiene ese mecanismo de interacción para difundir mensajes, infiriéndose que los usuarios prefieren retuitear contenido previamente creado, a publicar *tweets* interactuando con otros usuarios, en este sentido, Anger y Kittl (2011), señalan que Twitter está más orientado al contenido con redes que evolucionan en torno a temas generales y específicos, en lugar de personas individuales y sus conversaciones. En el caso de la red de menciones, la conexión y alcance hacia otras cuentas es lo que parece dirigir la interacción realizada por los usuarios.

Además, la cantidad de comunidades en las redes de *retweets* y menciones y respuestas no difieren mucho (diferencia de 54 comunidades a favor de la red de *retweets*), sin embargo, el número de usuarios que componen las comunidades de la primera red es notablemente mayor (diferencia de 2,259), que las comunidades en la red de menciones, las cuales en general, son más pequeñas. Esta diferencia se explica por que cada red obedece a objetivos distintos, el *retweet* es un excelente

medio de difusión de información, ya que esta acción de reenvío de información tiene la habilidad de llegar a una audiencia más amplia y diversa, efecto que no se ve reflejado en un *tweet* con menciones o que es una respuesta a otro mensaje, por lo tanto, la difusión del mensaje con este tipo de interacción es menor, generando redes más pequeñas.

Actores clave

La identificación y estudio de los actores más importantes reside principalmente en que éstos son capaces de ejercer cierto tipo de control sobre los medios y mensajes, así como sobre los otros actores. Además, la relevancia de los mensajes que emiten es notoria y, con ello, pueden hacer que cierta información fluya más rápido en la red (Aguilar-Gallegos et al., 2019). Así, y reconociendo que los usuarios más influyentes son resultado de un complejo entramado en subredes (Del-Fresno-García, 2014), la identificación de actores clave se hizo dentro de las comunidades más grandes de las redes estudiadas.

Tras analizar los indicadores derivados del ARS, a nivel de nodo de los actores clave, se identificó que existe diversidad en la cantidad de grados presentados; es decir, no hay un patrón específico respecto al *indegree* o *outdegree* que se deba cumplir para ser considerado un actor clave, ya que existen cuentas clave por *indegree* que poseen 786 grados. Asimismo, en los actores clave por *outdegree* se identificaron usuarios con 72 grados. En este sentido, se detectó una alta variabilidad de estos indicadores en los usuarios estudiados (Tabla 3); sobre todo cuando nos

referimos al *indegree* pues en tres de los cuatro subconjuntos de datos, el coeficiente de variación fue mayor en comparación con el *outdegree*. Esta variabilidad está relacionada

por los altos niveles de centralidad que mostraron algunas comunidades o subredes (ver Tabla 1 y Tabla 2).

Tabla 3

Estadísticos de los actores clave

Red	Actor clave seleccionados por:	Medida	Promedio	Desviación estándar	Coefficiente de variación (%)
Retweets	Indegree	Indegree	57.17	144.01	251.90
		Outdegree	1.97	3.73	189.54
	Outdegree	Indegree	2.10	5.03	239.36
		Outdegree	9.93	12.73	128.19
Menciones y respuestas	Indegree	Indegree	2.70	1.51	56.00
		Outdegree	0.57	2.24	395.10
	Outdegree	Indegree	0.40	0.62	155.36
		Outdegree	6.87	4.61	67.09

Fuente: elaboración propia.

En la parte correspondiente al perfil del usuario se encontró que, de los 100 actores clave (Tabla 4), las "asociaciones" son las mejor representadas con 20% del total, éstas están dedicadas a brindar información y asesoramiento para el desarrollo de la producción orgánica, principalmente. Le siguen la categoría "otros", que concentra el 14% de los actores clave, seguido de perfiles que se dedican a proporcionar "información" (informativo: 13%) y de "productores" orgánicos (13%). Además, se encontró la existencia de doce "comercializadores" (comerciante: 12%), mientras que los "ambientalistas" y "políticos" están presentes con el mismo porcentaje (9%). Las "dependencias de gobierno" de diferentes países (7%), los "certificadores" (2%) y un "consumidor" (1%) son las categorías con menor representación.

Complementando esta información, encontramos que existe una diferencia entre la presencia de actores clave dependiendo el tipo de red y de su relevancia por tipo de grado (*outdegree*, *indegree*, Tabla 4). Así, nuestros resultados demuestran que dependiendo del rol de los actores es que éstos estarán siendo importantes en una u otra red y, en una u otra dirección; ya sea emitiendo o recibiendo, y haciéndolo vía retweets o menciones y respuestas (Tabla 4).

Así, la categoría de "asociación", se encontró presente en las cuatro redes analizadas, pero fue en la red de menciones e *indegree* (MT-In)

en donde tuvieron mayor presencia (50.0% de 20 actores, Tabla 4). Estos actores están siendo mencionados en mayor medida que lo que éstos mencionan a otros usuarios y, están interactuando escasamente en la red de *retweets* y *outdegree* (RT-Out: 10%). Los actores de la categoría "informativo" fueron igual de relevantes en las redes de *retweets* e *indegree* (RT-In), así como en la de menciones y *outdegree* (MT-Out) (38.5% de 13 actores en ambas redes). Lo cual indica un rol dinámico pero invertido entre la red de *retweets* y la de menciones, en la primera son más retuiteados y en la segunda son más mencionadores. Los "productores" tuvieron un comportamiento similar al "informativo", aunque más dinámicos, son importantes en las redes de *retweets* e *indegree* (RT-In) y en la de menciones y *outdegree* (MT-Out) (46.15% en ambos casos), pero están escasamente interactuando en la de *retweets* y *outdegree* (RT-Out: 7.7%). En comparación, los "políticos" están mayormente presentes en la red de *retweets* y *outdegree* (RT-Out: 66.7%). Llama la atención de este análisis, que los actores "certificadores", a pesar de que sólo se identificaron dos como actores clave, éstos tienen presencia en tres redes: *retweets* y *outdegree* (RT-Out), *retweets* e *indegree* (RT-In) y, menciones e *indegree* (MT-In). Estos resultados destacan que los procesos de interacción en Twitter son mejor entendidos si se desagregan por sus diferentes estructuras, en donde el ARS juega un papel crucial.

Tabla 4*Presencia de los actores clave por tipo de red**

Rol de los actores clave	RT Outdegree (RT-Out)	RT Indegree (RT-In)	MT Outdegree (MT-Out)	MT Indegree (MT-In)	Total de actores clave
Ambientalista	3 (33.33)	1 (11.11)	4 (44.44)	2 (22.22)	9
Asociación	2 (10.00)	5 (25.00)	6 (30.00)	10 (50.00)	20
Certificadores	2 (100.00)	2 (100.00)	0 (0.00)	2 (100.00)	2
Comerciante	2 (16.67)	4 (33.33)	4 (33.33)	3 (25.00)	12
Consumidor	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	1 (100.00)	1
Dependencias Gubernamentales	2 (28.57)	2 (28.57)	1 (14.29)	3 (42.86)	7
Informativo	3 (23.08)	5 (38.46)	5 (38.46)	3 (23.08)	13
Otros	9 (64.29)	2 (14.29)	2 (14.29)	1 (7.14)	14
Políticos	6 (66.67)	2 (22.22)	1 (11.11)	2 (22.22)	9
Productor	1 (7.69)	6 (46.15)	6 (46.15)	3 (23.08)	13

* Los valores entre paréntesis representan el porcentaje de actores presentes en cada red, dependiendo del tipo de vínculo (retweets o menciones) y de la dirección del vínculo (outdegree o indegree). La suma por fila no necesariamente resulta en 100% porque los actores pueden estar en dos o más tipos de redes.

Fuente: elaboración propia.

En términos de ubicación geográfica, se identificó que en general el 33.67% de los actores clave son de España, 15.31% de Argentina, 14.29% de México, 10.20% de Brasil, 7.14% de Venezuela, 6.12% de Italia, 5.10% de Estados Unidos, 4.08% de Chile y, finalmente, de Canadá, Paraguay, Pakistán y Uruguay el 4.08%, correspondiendo 1.02% a cada país (Gráfico 5). A excepción de Chile, Pakistán y Paraguay, los demás países mencionados, además de su presencia en Twitter, tienen la particularidad de ser relevantes a nivel mundial por la superficie bajo manejo orgánico que poseen. Argentina es el segundo país con mayor territorio destinado a la producción orgánica con 3,011,794 hectáreas. Estados Unidos ocupa la cuarta posición con 2,031,319 hectáreas, seguido de España (5ª) con 2,018,802, Italia (6ª) con 1,796,363 y Uruguay (7ª) con 1,656,952. En onceava posición se encuentra Canadá con 1,099,014 hectáreas, y le siguen Brasil (12ª) con 750,000 y México (13ª) con 673,968 (FiBL & IFOAM, 2018).

En línea con los hallazgos de Kim y Hastak (2018), se identificó que las comunidades representan intereses conjuntos muy específicos de información, además, los nodos de las mismas comunidades presentan comportamientos similares (Valverde-Rebaza & de Andrade Lopes, 2013). En consecuencia, fue

posible identificar los productos de interés de 50.83% de los usuarios clave, entre ellos se identificaron el compostaje orgánico, como un tópico importante entre los actores de España e Italia. La marihuana resultó mencionada por los actores de España y Canadá. El producto más relevante en Argentina fue el vino. Para el caso de México se identificaron dos productos relevantes: miel y aguacate; mientras que en Estados Unidos se mencionó el café. En Chile no se logró identificar un producto en específico, ya que la referencia fue hacia los orgánicos nacionales que son productos para exportación. El tópico de Pakistán fue la sal y de Uruguay los quesos artesanales. Por último, en Brasil, Venezuela y Paraguay no se encontraron productos orgánicos que se mencionaran de manera recurrente, pero sí están presentes en Twitter. Cabe hacer mención que, en el caso de México, los productos importantes identificados (miel y aguacate) son también productos representativos del país. México es el país con la extensión más grande de frutas tropicales y subtropicales orgánicas, con un total de 130,563 hectáreas y, por tanto, es el mayor productor; siendo el mango y el aguacate los cultivos más importantes; aunado a esto, es el segundo país con mayor número de colmenas orgánicas con 368,000 (FiBL & IFOAM, 2018).

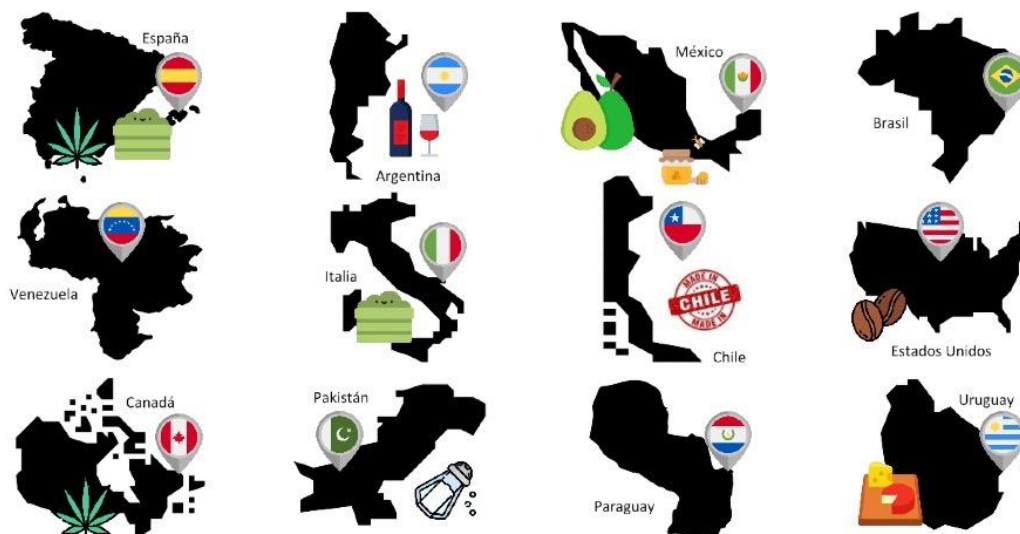


Gráfico 5. Países y productos orgánicos más mencionados en Twitter.

CONCLUSIONES

Los productos orgánicos han cobrado importancia a través de los años, tanto en la producción y el consumo, así como en su posicionamiento en la mente de las personas. Si bien en investigaciones previas se demostró que hay presencia de productos orgánicos en los medios sociales (Meza & Park, 2016; Pilař et al., 2018), este estudio contribuye con nueva evidencia de su importancia y dinámica en Twitter. Se logró visualizar que el conjunto de relaciones que estructura la red social en torno al tópico está asociado a productos (café, quinoa, vino, aguacate, miel, etc.), países (España, Argentina, México, Brasil, entre otros) y temas (salud, medio ambiente, estilo de vida, producción local, etc.), así como a diversos actores clave.

Además, se demostró que la presencia de los orgánicos en la red social es un reflejo de la situación actual de los mismos, pues dentro de las redes estuvieron presentes usuarios pertenecientes a los países más representativos a nivel mundial. También, los productos más relevantes de algunos de estos países están bien posicionados en los mensajes publicados en Twitter. Aunado a esto, se identificó que la expresión de los orgánicos en esta red social sigue muy de cerca la visión general y reconocida de estos productos, ya que existe la opinión generalizada de considerarse productos benéficos para la salud, de alta calidad, amigables con el medio ambiente, de origen local y producidos artesanalmente, además de que se asocian a un estilo de vida lujoso.

A través del uso teórico y metodológico del análisis de redes sociales (ARS), se construyó

una red general respecto a las conversaciones sobre productos orgánicos y, ésta se desagregó en dos redes: de *retweets* y de menciones y respuestas. Así, este estudio contribuye a destacar la necesidad de hacer estos análisis, pero separando los tipos de relaciones, pues diferentes patrones de interacción son revelados (Aguilar-Gallegos, Klerkx, Romero-García, Martínez-González, & Aguilar-Ávila, 2021).

En este sentido, el análisis proporciona evidencia de que las redes en Twitter y en específico, en productos agroalimentarios, están constituidas por subredes bien delimitadas que versan sobre productos y/o temas específicos, desarrollados en diferentes países, en las que algunos actores son más relevantes que otros y juegan un papel importante en la formación de comunidades virtuales. Así, una contribución práctica de este artículo es que a través del análisis de dichas comunidades y de los actores clave dentro de ellas, más allá de proporcionar un panorama de cómo están estructuradas las redes, ayudaría a definir estrategias asertivas para que nuevos actores puedan insertarse en la red, y también para que actores ya presentes puedan mejorar su posición.

Al analizar las redes de *retweets* y menciones se revelaron dos estructuras muy diferentes. La red de menciones y respuestas es más estable que la red de *retweets*, esta última, a pesar de tener mayor tamaño, no genera mucha comunicación entre sus integrantes; es decir, están menos conectados entre ellos, hay menos cohesión. Además, el "tipo de actor" juega un rol importante y determinante en esta red, ya que los usuarios más *retuiteados* son generalmente personalidades importantes como

periodistas o grandes empresas. En contraste, la red de menciones y respuestas es más dinámica y los usuarios que la conforman son más participativos, lo cual podría llevar a que sea más sencillo insertarse en la red e interactuar de manera continua. Con el análisis realizado, y el uso del *outdegree* e *indegree*, demostramos que los actores clave están "jugando" diferentes roles dependiendo si están en la red de *retweets* o de menciones.

Con este artículo, también se demuestra que ya hay estructuras formadas en torno a productos orgánicos en Twitter y que su identificación y análisis con el uso del ARS podría ayudar a determinar en qué tipo de estructura es conveniente incrustarse. Lo cual dependería del objetivo perseguido; por ejemplo, los resultados sugieren que, si se busca difusión para llegar a más usuarios, se podría optar por la estructura de *retweets*; por otra parte, si se desea tener respuesta y retroalimentación, es preferible optar por las redes de menciones o respuestas. Sin embargo, debido a que se trata de comunidades con diversos usuarios, el éxito en la interacción podría no depender únicamente de quien busca insertarse en la red, sino también de su dinamismo y de los temas a tratar. En este sentido, el saber qué temas son discutidos por comunidad, quiénes son los actores influyentes y qué tipo de actores son, podría ayudar a crear estrategias específicas de inserción. A lo largo del artículo, se han proporcionado ejemplos y recomendaciones al respecto. Nuevamente, el análisis de los diferentes tipos de interacción e indicadores se destaca como necesaria para entender a mayor detalle lo que sucede en Twitter.

Cabe destacar que después del análisis realizado y a la continua revisión de datos y de los perfiles de los usuarios clave, así como de los *tweets* emitidos, podemos argumentar que mencionar a los actores clave tendrá diferente impacto dependiendo del tipo de red, ya que el tener estructuras desiguales implica la existencia de dos habilidades comunicativas en red. Es decir, mencionar a un actor que fue altamente retuiteado (red de *retweets*) no tendrá el mismo efecto que mencionar a un usuario clave de la red de menciones; en el primer caso la posibilidad de ser retuiteado o de obtener una respuesta es menor por las características que rigen al tipo de red y a los actores en ella, ya que son actores con habilidades para alcanzar una alta difusión de mensajes pero que presentan pocos grados de salida. Por el contrario, mencionar a un actor clave de la red de menciones conlleva una mejor oportunidad de obtener una respuesta de parte del usuario clave, o de algún otro miembro de la comunidad, y así lograr insertarse en la red, ya que esos usuarios presentan mayores habilidades relacionales y

una alta diversidad estructural en su red. Sin embargo, se necesita más investigación para comprobar estadísticamente este comportamiento en las redes encontradas.

Limitantes y futuras investigaciones

Una limitante que se reconoce de la investigación es que las *keywords* seleccionadas para la extracción de datos no son exclusivas para referirse a productos orgánicos. Se identificó su uso (en especial en las búsquedas sin *hashtag*) en temas no correspondientes al estudiado, tales como posicionamiento digital, leyes orgánicas de diversos ámbitos y seguidores orgánicos en medios sociales, entre otros. Esto derivó en que en los archivos extraídos se encontrarán muchos registros no asociados al tema de estudio y éstos se tuvieron que descartar para incrementar la calidad de los datos. Por tal motivo, para futuros estudios que incluyan la extracción de datos de medios sociales, se sugiere el uso de palabras que tengan baja probabilidad de ser empleadas en contextos diferentes al investigado o combinar términos que orienten a obtener datos más cercanos a los deseados; por ejemplo, miel orgánica, vino orgánico, aguacate orgánico, etcétera.

Así mismo, se recomienda complementar la información del ARS con estudios de caso de los actores clave y de distintas comunidades, ya que esto permitirá profundizar en: i) las motivaciones que impulsan el uso de la plataforma social Twitter; ii) el objetivo detrás de su uso; iii) si se cuenta con un plan de medios o con estrategias para la publicación del contenido y en qué consiste; iv) los aspectos problemáticos del uso de los medios sociales y, finalmente; v) la percepción del impacto que tiene el utilizar la red social. Además, es importante enfatizar que dichos estudios de caso (de productos específicos o de comunidades o actores clave) pueden ser de utilidad para ampliar y validar las conclusiones establecidas con anterioridad.

Además, para futuras investigaciones se recomienda realizar análisis que involucren técnicas de procesamiento de lenguaje natural, ya que con estas técnicas se logran extraer datos a partir de cadenas de texto, tales como las emociones de los usuarios respecto al tema de interés.

Si bien, Twitter es una plataforma referente en el análisis de datos provenientes de medios sociales, sería interesante complementar este tipo de estudios con información de otras plataformas como son Facebook e Instagram pues éstas tienen otras características relacionales y de posicionamiento.

Por otra parte, como se sabe, la pandemia de COVID-19 ha venido a resaltar problemas de salud humana, graves y mundiales; además, los esfuerzos internacionales para controlar el virus limitando el movimiento humano están teniendo impactos económicos negativos y costos sociales que afectarán el funcionamiento de los sistemas agrícolas en todo el mundo (Stephens, Martin, van Wijk, Timsina, & Snow, 2020). Además, la pandemia está amenazando los cuatro pilares de la seguridad alimentaria: disponibilidad, acceso, utilización y estabilidad (Laborde, Martin, Swinnen, & Vos, 2020). Por tanto, los temas de salud y seguridad alimentaria estarán ganando relevancia dentro de la agenda de muchos países y agencias, y en este artículo ambos temas fueron identificados como factores clave que promueven una actitud positiva hacia los productos orgánicos; por lo que, creemos que la estructura de las redes presentadas en este documento puede evolucionar significativamente; por lo cual, existe una necesidad de seguir monitoreando y analizando esta evolución. Posiblemente, comunidades más densas tengan mejor oportunidad de mantenerse o, quizás actores con mayor potencial de difusión estén manteniendo comunidades vía la publicación de *tweets* con información importante de orgánicos, salud, vida saludable, etcétera. Esto plantea nuevas preguntas de investigación. Por este motivo se considera pertinente la necesidad de estudios similares al presentado, que permitan realizar análisis dinámicos de las redes e identificar cómo evolucionan las estructuras sociales virtuales tras un fenómeno que ha afectado (y continuará afectando) a la sociedad de manera global, involucrando cambios significativos en los sistemas agroalimentarios.

REFERENCIAS

- Aguilar-Gallegos, N., Klerkx, L., Romero-García, L. E., Martínez-González, E. G., & Aguilar-Ávila, J. (2021).** Social network analysis of spreading and exchanging information on Twitter: the case of an agricultural research and education centre in Mexico. *Journal of Agricultural Education and Extension*, 0(0), 1-22. <https://doi.org/10.1080/1389224X.2021.1915829>
- Aguilar-Gallegos, N., Martínez-González, E. G., & Aguilar-Ávila, J. (2017).** *Análisis de redes sociales: Conceptos clave y cálculo de indicadores* (Serie: Met). Chapingo, México: Universidad Autónoma Chapingo (UACH): Centro de Investigaciones Económicas, Sociales y Tecnológicas de la Agroindustria y la Agricultura Mundial (CIESTAAM).
- Aguilar-Gallegos, N., Romero-García, L. E., Martínez-González, E. G., García-Sánchez, E. I., & Aguilar-Ávila, J. (2020).** Dataset on dynamics of Coronavirus on Twitter. *Data in Brief*, 30. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105684>
- Aguilar-Gallegos, N., Valdés-López, A., Muñoz-Rodríguez, M., Martínez-González, E. G., Santoyo-Cortés, H., & Aguilar-Ávila, J. (2019).** Análisis de redes en Twitter para la inserción en comunidades: el caso de un producto agroindustrial. *Interciencia*, 44(2), 75-81.
- Aleixandre, J. L., Aleixandre-Tudó, J. L., Bolaños-Pizarro, M., & Aleixandre-Benavent, R. (2015).** Mapping the scientific research in organic farming: a bibliometric review. *Scientometrics*, 105(1), 295-309. <https://doi.org/10.1007/s11192-015-1677-4>
- Anger, I., & Kittl, C. (2011).** Measuring influence on Twitter. *Proceedings of the 11th International Conference on Knowledge Management and Knowledge Technologies - i-KNOW '11*, 1. <https://doi.org/10.1145/2024288.2024326>
- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009).** Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks. BT - International AAAI Conference on Weblogs and Social. *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, (July), 361-362. <https://doi.org/10.13140/2.1.1341.1520>
- Bernal Jurado, E., Fernández Uclés, D., Mozas Moral, A., & Medina Viruel, M. J. (2019).** Agri-food companies in the social media: a comparison of organic and non-organic firms. *Economic Research-Ekonomiska Istrazivanja*, 32(1), 321-334. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2018.1547203>
- Bilal, M., Gani, A., Lali, M. I. U., Marjani, M., & Malik, N. (2019).** Social Profiling: A Review, Taxonomy, and Challenges. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 22(7), 433-450. <https://doi.org/10.1089/cyber.2018.0670>
- Blondel, V. D., Guillaume, J. L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008).** Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008(10). <https://doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/P10008>
- Borgatti, S. P., Everett, M. G., & Freeman, L. C. (2002).** Ucinet for Windows: software for social network analysis. *Harvard, MA: Analytic Technologies*.
- Borgatti, Stephen P., Everett, M. G., & Johnson, J. C. (2013).** *Analyzing social networks*. Londrés, RU: Sage.

- Borgatti, Stephen P., & Halgin, D. S. (2011).** On network theory. *Organization Science*, 22(5), 1168–1181. <https://doi.org/10.1287/orsc.1100.0641>
- Borgatti, Stephen P., Mehra, A., Brass, D. J., & Labianca, G. (2009).** Network analysis in the social sciences. *Science*, 323, 892–895. <https://doi.org/10.1126/science.1165821>
- Boyd, D., Golder, S., & Lotan, G. (2010).** Tweet, tweet, retweet: conversational aspects of retweeting on Twitter. *2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences*, 1–10. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2010.412>
- Buccafurri, F., Lax, G., Nicolazzo, S., & Nocera, A. (2015).** Comparing Twitter and Facebook user behavior: Privacy and other aspects. *Computers in Human Behavior*, 52, 87–95. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.05.045>
- Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F., & Gummadi, K. P. (2010).** Measuring user influence in Twitter: the million follower fallacy. *Proceedings of the Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 10–17. AAAI Press.
- Chowdhury, A., & Hambly Odame, H. (2013).** Social media for enhancing innovation in agri-food and rural development: current dynamics in Ontario, Canada. *Journal of Rural and Community Development*, 8(2), 97–119.
- 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. *El Profesional de La Información*, 23(3), 246–252. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.3145/epi.2014.may.04>
- Del-Fresno-García, M., Daly, A. J., & Segado Sánchez-Cabezudo, S. (2016).** Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales. *Reis. Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 153, 23–40. <https://doi.org/10.5477/cis/reis.153.23>
- Del 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>
- FiBL, & IFOAM. (2018).** *The world of organic agriculture. Statistics and emerging trends 2018.* (H. Willer & J. Lernoud, Eds.). Retrieved from <https://shop.fibl.org/CHde/mwdownloads/download/link/id/1093/?ref=1>
- Firdaus, S. N., Ding, C., & Sadeghian, A. (2018).** Retweet: A popular information diffusion mechanism – A survey paper. *Online Social Networks and Media*, 6, 26–40. <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2018.04.001>
- Freeman, L. C. (1979).** Centrality in social networks conceptual clarification. *Social Networks*, 1(3), 215–239. [https://doi.org/10.1016/0378-8733\(78\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7)
- Freeman, L. C. (2011).** The development of Social Network Analysis – with an emphasis on recent events. In J. Scott & P. J. Carrington (Eds.), *The SAGE Handbook of Social Network Analysis* (pp. 26–39). SAGE Publications Ltd.
- Hansen, D. L., Shneiderman, B., & Smith, M. A. (2011).** *Analyzing social media networks with NodeXL: insights from a connected world.* Elsevier.
- 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), 1–13. <https://doi.org/10.1177/2056305117691545>
- Hughner, R. S., McDonagh, P., Prothero, A., Shultz, C. J., & Stanton, J. (2007).** Who are organic food consumers? A compilation and review of why people purchase organic food. *Journal of Consumer Behaviour*, 6(2–3), 94–110. <https://doi.org/10.1002/cb.210>
- Java, A., Song, X., Finin, T., & Tseng, B. (2007).** Why we twitter: Understanding microblogging usage and communities. *Proceedings of the Joint 9th WEBKDD and 1st SNA-KDD Workshop 2007*, 56–65. <https://doi.org/10.1145/1348549.1348556>
- Juárez, N. H. (2014).** Hacia un perfil del consumidor de productos orgánicos: un estudio de caso. In G. Torres Salcido (Ed.), *Los sistemas agroalimentarios y el consumo local* (Primera ed, pp. 118–137). México: Asociación Mexicana de Estudios Rurales.
- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010).** Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>
- Kaushik, P., Chowdhury, A., Hambly Odame, H., & van Paassen, A. (2018).** Social media for enhancing stakeholders' innovation networks in Ontario, Canada. *Journal of Agricultural & Food Information*, 19(4), 331–353. <https://doi.org/10.1080/10496505.2018.1430579>
- Kaveri, V. V., & Maheswari, V. (2017).** A

framework for recommending health-related topics based on topic modeling in conversational data (Twitter). *Cluster Comput*, 1–6. <https://doi.org/10.1007/s10586-017-1263-z>

Kim, J., & Hastak, M. (2018). Social network analysis: Characteristics of online social networks after a disaster. *International Journal of Information Management*, 38(1), 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.08.003>

Klerkx, L. (2020). Advisory services and transformation, plurality and disruption of agriculture and food systems: towards a new research agenda for agricultural education and extension studies. *The Journal of Agricultural Education and Extension*, 26(2), 131–140. <https://doi.org/10.1080/1389224X.2020.1738046>

Laborde, D., Martin, W., Swinnen, J., & Vos, R. (2020). COVID-19 risks to global food security. *Science*, 369(6503), 500–502. <https://doi.org/10.1126/science.abc4765>

Melović, B., Dabić, M., Rogić, S., Đurišić, V., & Prorok, V. (2020). Food for thought: Identifying the influential factors that affect consumption of organic produce in today's youth. *British Food Journal*, 122(4), 1130–1155. <https://doi.org/10.1108/BFJ-10-2019-0761>

Meza, X. V., & Park, H. W. (2016). Organic products in Mexico and South Korea on Twitter. *Journal of Business Ethics*, 135(3), 587–603. <https://doi.org/10.1007/s10551-014-2345-y>

Novytska, I., Chychkalo-Kondratska, I., Chyzhevska, M., Sydorenko-Melnyk, H., & Tytarenko, L. (2021). Digital marketing in the system of promotion of organic products. *Wseas Transactions on Business and Economics*, 18, 524–530. <https://doi.org/10.37394/23207.2021.18.53>

Papadopoulos, S., Zafeiriou, E., Karelakis, C., & Koutroumanidis, T. (2018). Organics or not? Prospects for uptaking organic farming. *New Medit*, XVII(1), 13–22. <https://doi.org/10.30682/nm1801b>

Paul, J., & Rana, J. (2012). Consumer behavior and purchase intention for organic food. *Journal of Consumer Marketing*, 29(6), 412–422. <https://doi.org/10.1108/07363761211259223>

Pilař, L., Stanislavská, L. K., Gresham, G., Poláková, J., & Rojík, S. (2018). Questionnaire vs. social media analysis - Case study of organic food. *AGRIS On-Line Papers in Economics and Informatics*, 10(3), 93–101. <https://doi.org/10.7160/aol.2018.1003308>

Rana, J., & Paul, J. (2017). Consumer behavior and purchase intention for organic food: A review and research agenda. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 38(February), 157–165. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2017.06.004>

Riquelme, F., & González-Cantergiani, P. (2016). Measuring user influence on Twitter: A survey. *Information Processing & Management*, 52(5), 949–975. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2016.04.003>

Sambiase, M. F., Giro Moori, R., Yalenti Perosa, J. M., & Benzaquen Perosa, B. (2016). Consumer behavior for organic products. *Agroalimentaria*, 22(43).

Smith, M. A. (2013). NodeXL: Simple network analysis for social media. *Proceedings of the 2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems, CTS 2013*, 89–93. <https://doi.org/10.1109/CTS.2013.6567211>

Sobaih, A. E. E., Moustafa, M. A., Ghandforoush, P., & Khan, M. (2016). To use or not to use? Social media in higher education in developing countries. *Computers in Human Behavior*, 58, 296–305. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.01.002>

Stephens, E. C., Martin, G., van Wijk, M., Timsina, J., & Snow, V. (2020). Editorial: Impacts of COVID-19 on agricultural and food systems worldwide and on progress to the sustainable development goals. *Agricultural Systems*, 183(May), 102873. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102873>

Valverde-Rebaza, J., & de Andrade Lopes, A. (2013). Exploiting behaviors of communities of twitter users for link prediction. *Social Network Analysis and Mining*, 3(4), 1063–1074. <https://doi.org/10.1007/s13278-013-0142-8>

Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis: Methods and applications*. Cambridge University Press.

Remitido: 21-04-2021

Corregido: 23-07-2021

Aceptado: 24-08-2021

