



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

CENTRO DE INVESTIGACIONES ECONÓMICAS, SOCIALES Y
TECNOLÓGICAS DE LA AGROINDUSTRIA Y LA AGRICULTURA MUNDIAL

**PRESENCIA DE PRODUCTOS ORGÁNICOS EN TWITTER
DESDE LA PERSPECTIVA DEL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES**

TESIS

Que como requisito parcial
para obtener el grado de:

**MAESTRO EN CIENCIAS EN ESTRATEGIA
AGROEMPRESARIAL**

Presenta:

ADRIANA YAOMY LUCIO MENDIOLA



APROBADA



Bajo la supervisión de:
DR. ENRIQUE GENARO MARTÍNEZ GONZÁLEZ
DR. NORMAN AGUILAR GALLEGOS

Chapingo, Estado de México, septiembre de 2020

PRESENCIA DE PRODUCTOS ORGÁNICOS EN TWITTER DESDE LA PERSPECTIVA DEL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES

Tesis realizada por **Adriana Yaomy Lucio Mendiola**, bajo la dirección del Comité Asesor indicado, aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

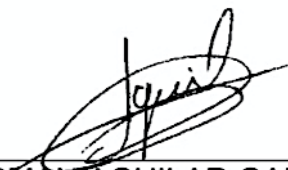
MAESTRO EN CIENCIAS EN ESTRATEGIA EMPRESARIAL

DIRECTOR



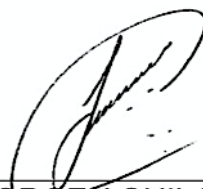
DR. ENRIQUE GENARO MARTÍNEZ GONZÁLEZ

CODIRECTOR



DR. NORMAN AGUILAR GALLEGOS

ASESOR



DR. JORGE AGUILAR ÁVILA

ASESOR



DR. J REYES ALTAMIRANO CÁRDENAS

DEDICATORIA

A mi compañero de vida Aldo Raúl Arechiga López, por enseñarme que ningún sueño es demasiado grande y que no hay meta inalcanzable, por no permitirme rendirme e impulsarme a trabajar por lo que deseo. Por estar en todo momento, por tu paciencia, apoyo y amor incondicional; eres mi soporte y mi inspiración. Tú me haces ser una mejor persona.

A mis padres Juan Carlos Lucio Esquivel y Adriana Mendiola Sánchez, por su ejemplo de bondad, sabiduría, compromiso, constancia y perseverancia que me han inculcado siempre. Por el valor mostrado para salir adelante, por haberme apoyado en todo momento y enseñarme a creer en mí, por sus consejos, valores y motivación. Son mi fortaleza y mi ancla, ustedes son mi lugar seguro, mi mejor y mayor fuente de aprendizaje y amor infinito.

A mis hermanos Juan Carlitos y Miguelito (mis enanos) y a mi hermana Karla, por estar siempre presentes, por su cariño y la dicha de saber que puedo contar con ustedes.

A mi sobrina Sofía, eres mi hija y la alegría de mi vida. Sin ti esta tesis se habría completado un par de meses antes.

A mis abuelitos, mamá Elvis, mamá Esther, papá Carlos y Coco, por ser mis segundos padres. A pesar de los años, sus enseñanzas y amor no cesan.

A mis tías Lupita, Xochitl y Gina, por ser madres y amigas a la vez, por sus consejos e inmenso amor y apoyo.

A mis amigas Yesi, Lili, Frida y Karla, más que amigas son mis hermanas. Gracias por apoyarme en cada paso que doy, por levantarme en las caídas y festejar mis logros como si fueran suyos.

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por darme fuerza, salud y estar siempre guiándome en mi camino.

A la Universidad Autónoma Chapingo y en especial al CIESTAAM, por permitirme ser parte de su comunidad y haber contribuido en mi formación personal y profesional.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el financiamiento otorgado durante mis años de estudios de Maestría.

Al Dr. Enrique Genaro Martínez González, por su tiempo e infinita paciencia, por su constante apoyo y enseñanza. Por su confianza, por el aliento y los múltiples consejos que enriquecieron la investigación. Por brindar orientación en cada etapa, sin su ayuda y sabia guía este proyecto no hubiera sido el mismo.

Al Dr. Norman Aguilar Gallegos, cuya perspicacia y conocimiento en el tema han hecho de esta una experiencia inspiradora para mí. Por su invaluable dirección, su entusiasmo por el proyecto y sus siempre valiosas aportaciones. Por su apoyo y paciencia. Para mí es un ejemplo de compromiso y dedicación.

Al Dr. Jorge Aguilar Ávila, por ser la primera persona en confiar en mí, por brindarme su apoyo y confianza en todo momento. Por su asesoría, colaboración y comentarios siempre acertados.

Al Dr. J Reyes Altamirano Cárdenas, por los comentarios que contribuyeron a enriquecer este trabajo.

A mis compañeros de viaje en esta etapa Cristian, Leydy, Judith y Víctor, por su amistad, apoyo y por los buenos momentos que compartimos. De cada uno de ustedes he aprendido algo.

DATOS BIOGRÁFICOS

Adriana Yaomy Lucio Mendiola, nació el 23 de septiembre de 1993 en Calpulalpan, Tlaxcala. Se graduó como Licenciada en Ciencias de la Comunicación en la Universidad del Fútbol y Ciencias del Deporte, generación 2012-2016. Durante su estancia en la Universidad, participó como ponente en el IV Congreso Internacional en Ciencias del Deporte: “Ciencias aplicadas y su desarrollo en el deporte”, con el tema “Propuesta de diseño de un Plan Estratégico de Comunicación Web 3.0 para la Universidad del Fútbol y Ciencias del Deporte”. En el año 2015 comenzó su carrera profesional, desde la prestación de servicios profesionales en el programa Medios Masivos de Comunicación de la Promotora del Club Pachuca hasta desempeñar el cargo de editora en la misma institución, el cual consistió en diseñar, producir y editar contenido para programas de televisión de canales como Fox Sports y Marca Claro, así como para las diversas plataformas sociales y de streaming del Club Pachuca. En octubre del 2020 participó como ponente en el VIII Congreso Internacional y XXII Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas con el tema “Presencia de productos orgánicos en Twitter desde la perspectiva del Análisis de Redes Sociales”.

Del 2018 al 2020 fue estudiante de la Maestría en Ciencias en Estrategia Agroempresarial en el Centro de Investigaciones Económicas, Sociales y Tecnológicas de la Agroindustria y la Agricultura Mundial (CIESTAAM) de la Universidad Autónoma Chapingo (UACH).

RESUMEN

PRESENCIA DE PRODUCTOS ORGÁNICOS EN TWITTER DESDE LA PERSPECTIVA DEL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES

Adriana Yaomy Lucio-Mendiola

Septiembre, 2020
Universidad Autónoma Chapingo
Bajo la dirección de Enrique Genaro Martínez-
González y Norman Aguilar-Gallegos

Diariamente, miles de millones de personas crean trillones de conexiones a través de las redes sociales. Esto ha contribuido al desarrollo de herramientas para recopilar, analizar, visualizar y generar información con los datos que los cibernautas van produciendo en Internet. Así, el objetivo de esta investigación fue analizar cómo está estructurada la red de usuarios que hablan de productos orgánicos en Twitter y, a través de la identificación de actores clave, valorar la influencia que ejercen en ella. Al hacer esto, desarrollar ideas significativas que permitan a los usuarios de medios sociales mejorar su interacción y posición dentro de la red. Para lograrlo, se buscaron y descargaron los datos de los términos #organico(a) y #organicos(as) por seis meses, de abril a octubre de 2019. Posteriormente, se utilizó el enfoque teórico y metodológico del análisis de redes sociales (ARS) para su procesamiento y estudio. La red general se formó por 17,425 registros, de los cuales 14,329 eran *tweets* únicos, publicados por 6,667 usuarios, configurando una red con 6,521 vínculos directos. Además, se identificaron 2,550 subredes. Se segmentó la red con base en dos tipos de relaciones: (1) *retweets* y (2) menciones con respuestas. Se encontró que las redes están constituidas por comunidades que versan sobre diferentes productos orgánicos, de diferentes países, con actores claves dentro de ellas quienes juegan un papel importante en su formación y estructura. De ellos, se estudiaron y categorizaron 120 actores clave. Se encontró que las asociaciones dedicadas a brindar información y asesoramiento para el desarrollo de la producción orgánica fueron la categoría dominante. Los países con mayor representación fueron: España, Argentina y México. Se concluye que para insertarse en la red social se debe tomar en cuenta la comunidad objetivo, los *hashtags* populares y mencionar y retuitear a usuarios clave.

Palabras clave: productos agrícolas, medios sociales, actores clave, comunidades, NodeXL

ABSTRACT

ORGANIC PRODUCTS PRESENCE ON TWITTER FROM THE SOCIAL NETWORK ANALYSIS PERSPECTIVE

Adriana Yaomy Lucio-Mendiola

September, 2020
Universidad Autónoma Chapingo
Under the direction of Enrique Genaro Martínez-
González and Norman Aguilar-Gallegos

Every day, billions of people create trillions of connections through social media. This has contributed to the development of tools to collect, analyse, visualise and generate information with the data that netizens are producing on websites. Thus, the objective of this research was to analyse how the network of actors who talk about organic products on Twitter is structured and, through the identification of key players, to assess the influence they exert on it. By doing this, meaningful ideas that allow social media users to improve their interaction and position within the network can be developed. To achieve this objective, data from the terms #organico(a) and #organicos(as) were searched and downloaded for six months, from April to October 2019. Subsequently, the theoretical and methodological approach of social network analysis (SNA) was used for their processing and study. The general network was formed by 17,425 records, of which 14,329 were unique tweets, published by 6,667 users, shaping a network with 6,521 direct links. Additionally, 2,550 subnetworks were identified. The network was segmented based on two types of relationships: (1) retweets and (2) mentions with replies. It was found that the networks are constituted by communities that deal with different organic products. These communities are from different countries, with key players who perform an important role in their formation and structure. 120 key players were studied and categorised. Associations dedicated to providing information and advice for the development of organic production were found to be the dominant category. The countries with the highest representation were Spain, Argentina and Mexico. It is concluded that to be inserted in the social network, the target community, popular hashtags, and the mention and retweeting of key users must be taken into account.

Keywords: agricultural products, social media, key players, communities, NodeXL

Contenido

DEDICATORIA	i
AGRADECIMIENTOS.....	ii
DATOS BIOGRÁFICOS	iii
RESUMEN	iv
ABSTRACT	iv
ÍNDICE DE CUADROS	v
ÍNDICE DE FIGURAS.....	vi
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1. Planteamiento del problema.....	2
1.2. Objetivos de la investigación	3
1.2.1. Objetivo general.....	3
1.2.2. Objetivos específicos.....	4
1.3. Preguntas de investigación.....	4
1.4. Hipótesis.....	4
1.5. Estructura de la tesis	5
2. MARCO TEÓRICO.....	7
2.1. Análisis de redes sociales (ARS)	7
2.2. Twitter.....	8
2.3. Productos orgánicos	12
3. MARCO REFERENCIAL.....	16
3.1. Uso de Twitter en investigaciones científicas	16
3.2. Entendiendo al consumidor de productos orgánicos.....	19
3.2.1. Factores que influyen en la actitud del consumidor de productos orgánicos	19
3.2.2. Perfil del consumidor de productos orgánicos.....	22

4. METODOLOGÍA.....	24
4.1. Extracción de datos	33
4.1.1. Población o universo de estudio	33
4.1.2. Delimitación temporal	33
4.1.3. Captura de datos con NodeXL.....	33
4.2. Organización de los datos	38
4.3. Edición de los datos.....	40
4.4. Visualización de la red	43
4.5. Análisis de datos.....	45
4.5.1. Definición de variables	48
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	49
5.1. Presencia de productos orgánicos en Twitter.....	49
5.1.1. Tópicos relevantes	52
5.1.2. Interacción entre usuarios	56
5.2. Características de las redes	56
5.2.1. Red general	57
5.2.2. Red de <i>retweets</i>	59
5.2.3. Red de menciones y respuestas.....	60
5.2.4. Comunidades más importantes de la red de <i>retweets</i>	62
5.2.5. Comunidades más importantes de la red de menciones y respuestas	64
5.3. Actores clave.....	67
5.3.1. Actores clave de la red de <i>retweets</i>	67
5.3.2. Actores clave de la red de menciones y respuestas	69
5.3.3. Características de los actores clave	72

6. CONCLUSIONES.....	79
7. LIMITANTES	83
8. LITERATURA CITADA.....	84
9. APÉNDICES.....	89
9.1. Matriz de congruencia.....	89

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Definiciones y usos de elementos de Twitter	10
Cuadro 2. Cultivos y superficie bajo manejo orgánico en México	16
Cuadro 3. Comparación de métodos de obtención de datos de diferentes artículos científicos	26
Cuadro 4. Comparación de metodologías de diferentes artículos científicos	28
Cuadro 5. Registros por archivo	35
Cuadro 6. Registros totales.....	36
Cuadro 7. Registros para base de datos	41
Cuadro 8. Base de datos después de edición.....	42
Cuadro 9. Base de datos general	43
Cuadro 10. Frecuencia de las 100 palabras más recurrentes en <i>tweets</i>	52
Cuadro 11. Principales indicadores de las redes	62
Cuadro 12. Diez comunidades más grandes de la red de <i>retweets</i>	63
Cuadro 13. Diez comunidades más grandes de la red de menciones	64
Cuadro 14. Actores clave por grado de entrada de la red de <i>retweets</i>	67
Cuadro 15. Actores clave por grado de salida de la red de <i>retweets</i>	68
Cuadro 16. Actores clave por grado de entrada de la red de menciones	70
Cuadro 17. Actores clave por grado de salida de la red de menciones	71
Cuadro 18. Estadísticas de los países clave	78

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Esquema de la tesis.....	6
Figura 2. Visualización del perfil de un usuario de Twitter	11
Figura 3. Visualización de un retweet	12
Figura 4. Crecimiento de la tierra agrícola bajo manejo orgánico 1999-2016....	14
Figura 5. Los cinco países con mayor número de productores orgánicos 2016	16
Figura 6. Producción de artículos científicos sobre Twitter en Scopus	17
Figura 7. Áreas de estudio con mayor número de artículos científicos publicados referentes a Twitter	17
Figura 8. Países con mayor número de artículos científicos publicados referentes a Twitter	18
Figura 9. Metodología y herramientas empleadas	24
Figura 10. Registros obtenidos con las <i>keywords</i> de búsqueda: organico OR organicos y organica OR organicas	37
Figura 11. Registros obtenidos con los <i>hashtags</i> de búsqueda: #organico OR #organicos y #organica OR #organicas.....	37
Figura 12. Visualización de variables obtenidas con NodeXL Pro	39
Figura 13. Visualización de variables obtenidas con NodeXL Pro	40
Figura 14. Ejemplo de tweet con la palabra de búsqueda y tema no relacionado	41
Figura 15. Número de registros acumulados de los archivos: #organico OR #organicos y #organica OR #organicas.....	42
Figura 16. Segmentación de la red general.....	45
Figura 17. Proceso del análisis de datos	46
Figura 18. Cantidad de <i>tweets</i> publicados por semana	50
Figura 19. Tweet con mayor impacto.....	51
Figura 20. Segundo tweet con mayor impacto	51
Figura 21. Número de usuarios por grado de entrada y salida.....	52
Figura 22. Nube de palabras más recurrentes en <i>tweets</i>	56
Figura 23. Visualización de la red general.....	59
Figura 24. Visualización de la red de <i>retweets</i>	60

Figura 25. Visualización de la red de menciones y respuestas	61
Figura 26. Diez comunidades más grandes de la red de <i>retweets</i>	63
Figura 27. Diez comunidades más grandes de la red de menciones.....	65
Figura 28. Comunidad 100 de la red de menciones.....	66
Figura 29. Clasificación de los actores clave según el tipo de actor (N=100)....	73
Figura 30. Frecuencia relativa por tipo de actor según la red (N=118)	74
Figura 31. Frecuencia relativa de cada categoría de tipo de actor según la red	75
Figura 32. Frecuencia por tipo de actor de acuerdo con el tipo de red e importancia del grado (actor clave por <i>indegree</i> u <i>outdegree</i>)	76
Figura 33. Distribución de actores influyentes por países con tópicos de productos	77

1. INTRODUCCIÓN

Miles de millones de personas crean trillones de conexiones a través de las redes sociales cada día, pero pocos de nosotros consideramos cómo con cada clic y pulsación de tecla que realizamos, se construyen relaciones que, en conjunto, forman una vasta red social (Hansen, Shneiderman, & Smith, 2011). El resultado de ese proceso son grandes y complejas redes que, con el análisis adecuado, reflejan los vínculos que las personas generan con otras personas, con documentos, con base en las ubicaciones, conceptos y mensajes emitidos, entre otros.

Con el paso del tiempo, se han desarrollado herramientas para recopilar, analizar, visualizar y generar información sobre las colecciones de datos conformadas a partir de la información de los cibernautas. De acuerdo con Del Fresno García, Daly, y Segado Sánchez-Cabezudo (2016), los datos relacionales capturados desde los medios sociales ofrecen nuevas oportunidades para comprender las prácticas sociales basadas en el intercambio de información o infosociabilidad. El resultado es una nueva oportunidad para mapear las redes sociales a detalle y así tratar de comprender cómo están estructuradas, para identificar los nodos clave dentro de un panorama de vínculos y enlaces y, de esa forma, generar información para poder modificarlos a nuestro favor.

Twitter es uno de los medios sociales que ha sido objeto de diversos estudios bajo el enfoque de redes (Del-Fresno-García, 2014; Del-Fresno-García et al., 2016; Del Fresno García, Daly, & Supovitz, 2015; Meza & Park, 2016); en ellos se han explicado diversos comportamientos y estructuras sociales. Asimismo, se ha reconocido que el análisis de redes sociales (ARS) se considera un enfoque sólido y adecuado para buscar y evaluar redes de relaciones que influyen en el sector agroalimentario (Aguilar-Gallegos et al., 2019; Kaushik, Chowdhury, Hambly Odame, & van Paassen, 2018), sin embargo, Meza y Park (2016) resaltan que pese al creciente cuerpo de investigación sobre redes sociales, pocos estudios han considerado productos orgánicos como objeto de estudio.

En este sentido, se visualiza un espacio para el estudio de este tipo de productos agrícolas, mismos que son de alta relevancia para el país, ya que México es el séptimo productor mundial de alimentos orgánicos y el cuarto en América Latina, además de ser el tercer país con mayor número de productores certificados en el mundo (FiBL & IFOAM, 2018). Por tanto, esta investigación se centrará en el estudio de la presencia de productos orgánicos en Twitter desde la perspectiva del ARS.

1.1. Planteamiento del problema

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).

Aunado a lo anterior, se ha encontrado que el consumidor de productos orgánicos tiene características comunes, entre ellas una buena educación, son personas bien informadas acerca de los productos, calidad, origen y métodos de producción (Sambiase, Giro Moori, Yalenti Perosa, & Benzaquen Perosa, 2016). Así, el promedio de consumidores son personas con acceso a medios que los puedan mantener informados, tales como internet y sus diversas plataformas, entre ellas Twitter, que tiene la particularidad de estar desempeñando la función de medio de intersección del resto de medios físicos, digitales y virtuales (Del Fresno García et al., 2015). Además, a través de Twitter se pueden obtener datos que si se dotan de sentido y significado, por medio del ARS, pueden generar visualizaciones de las relaciones y los patrones de interacción, que permiten a su vez la generación de ideas estructurales significativas (Del-Fresno-García et al., 2016). En este sentido, Twitter es una potente herramienta que puede proporcionar información para la identificación de la presencia virtual de los actores relacionados con los productos orgánicos.

Si bien se ha demostrado que la investigación en torno a productos orgánicos y medios sociales ha ido en aumento, y que además Twitter es una plataforma efectiva para recabar datos relacionados a un tema de interés, son escasos los estudios que conjuntan los dos elementos. Es decir, a pesar del creciente cuerpo de investigaciones basadas en medios sociales, pocos estudios se han hecho en ámbitos agrícolas (Aguilar-Gallegos et al., 2019) y aún menos han considerado productos orgánicos como objeto de estudio, generando un área de oportunidad para atender el vacío de información.

Por lo anterior, en la presente investigación, se propone utilizar el Análisis de Redes Sociales y, con datos extraídos de Twitter, generar conocimiento sobre cómo está estructurada la red de actores que hablan y se relacionan alrededor de los productos orgánicos en esta plataforma. Así como, identificar la presencia de actores clave y su influencia que ejercen en la red, así como el papel que desempeñan (promoción, ventas, consumo, difusión de conocimiento, entre otros). Este trabajo tiene implicaciones prácticas en el sentido que, si primero conocemos la estructura de la red y cómo está formada, posteriormente otros actores podrían estar interesados en desarrollar conjuntamente ideas significativas para intervenir e intentar modificar la estructura de la red, permitiendo a los componentes involucrados mejorar su interacción y su posición dentro de Twitter.

1.2. Objetivos de la investigación

En el siguiente apartado se muestra el objetivo general, seguido de los objetivos específicos de la investigación.

1.2.1. Objetivo general

En esta investigación se busca 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 ella, así como el papel que desempeñan (promoción, ventas, consumo, difusión de conocimiento, entre otros) dentro de la misma, para desarrollar ideas significativas para intervenir,

permitiendo a los componentes involucrados mejorar su interacción y su posición dentro de Twitter.

1.2.2. Objetivos específicos

Para ello se proponen tres objetivos específicos:

- i. Determinar si existe una red de actores en torno a los productos orgánicos en Twitter, mediante la extracción de microdatos que contengan palabras relacionadas al tema de investigación para su posterior análisis con un enfoque de redes sociales.
- ii. Analizar las características de la red y de los usuarios presentes en ella (la posición que ocupan y rol que desempeñan), a través del ARS, para la identificación de actores clave.
- iii. Analizar las características y factores asociados a la posición de los actores clave, a partir de la identificación de comunidades dentro de la red, para diseñar lineamientos que permitan intervenir en la red.

1.3. Preguntas de investigación

Para cada objetivo específico se plantea una pregunta, las cuales se presentan a continuación siguiendo el mismo orden:

- i. ¿Existe una red de actores en torno a los productos orgánicos que se esté articulando en Twitter?
- ii. ¿Cuáles son las características de la red de productos orgánicos en Twitter y de los usuarios que la forman, y quiénes son los actores clave dentro de ella?
- iii. ¿Cuáles son las características asociadas a los actores clave que pueden ser útiles para intervenir en la red, están éstas a nivel individual o se dan por comunidades?

1.4. Hipótesis

Para dar respuesta a cada una de las preguntas de investigación planteadas, se establecieron las siguientes hipótesis:

- i. Los productos orgánicos son un tema que ha cobrado fuerza en los últimos años. La popularidad que han tenido se ve igualmente reflejada en los medios sociales, en este caso Twitter, en donde existe una amplia red de actores hablando del tema e interactuando entre ellos. Debido a la importancia que tienen actualmente las plataformas de medios sociales, existe una red que se ha venido articulando en torno a productos orgánicos, en específico en Twitter.
- ii. Los actores que conforman la red de productos orgánicos tienen una diversidad de roles que son un reflejo o dependen de la función que tienen en la vida real, entre ellos instituciones, empresas, productores, organizaciones, actores, deportistas, consumidores, entre otros. Debido a la dinámica de interacción en la red, existen actores mejor posicionados y, por tanto, tienen mayor nivel de influencia.
- iii. Existen comunidades dentro de la red y dentro de éstas hay diferentes características asociadas a los actores clave, mismas que podrían servir para generar ideas significativas de intervención en una red de Twitter.

1.5. Estructura de la tesis

El documento está organizado en ocho secciones y su estructura se muestra en la Figura 1. El primer capítulo contiene la introducción, que brinda un panorama general de lo que comprende esta investigación, y se expone su problemática, la cual deriva en un objetivo general y tres objetivos específicos, así como las preguntas e hipótesis correspondientes.

Después de la introducción, en la segunda sección se expone la base teórica que da sustento a la investigación, y está constituida por tres temas que son los ejes fundamentales: ARS, Twitter y productos orgánicos. En cada uno se aborda el origen, definición y las características más importantes, así como algunos indicadores. Como complemento a la teoría, se presenta el marco referencial en el tercer apartado, que incluye el uso de Twitter en investigaciones científicas y los factores que influyen en la actitud del consumidor de productos orgánicos, así como el perfil de este.

Posteriormente, en el cuarto apartado se describe la metodología diseñada para la presente investigación, misma que se construyó después de analizar diversos artículos científicos (Cuadro 3 y Cuadro 4). Los resultados se presentan en el quinto apartado, estos se dividen en tres subapartados: presencia de productos orgánicos en Twitter, características de las redes y actores clave, correspondiendo cada uno a cada pregunta de investigación planteada en la parte introductoria. El sexto apartado corresponde a las conclusiones referentes a las hipótesis establecidas. Las limitantes encontradas, así como las recomendaciones sugeridas, se explican en el apartado número siete.

La séptima sección contiene la literatura citada que se utilizó para sustentar el documento y, por último, el octavo apartado contiene los apéndices que muestran información relevante dentro de la investigación.

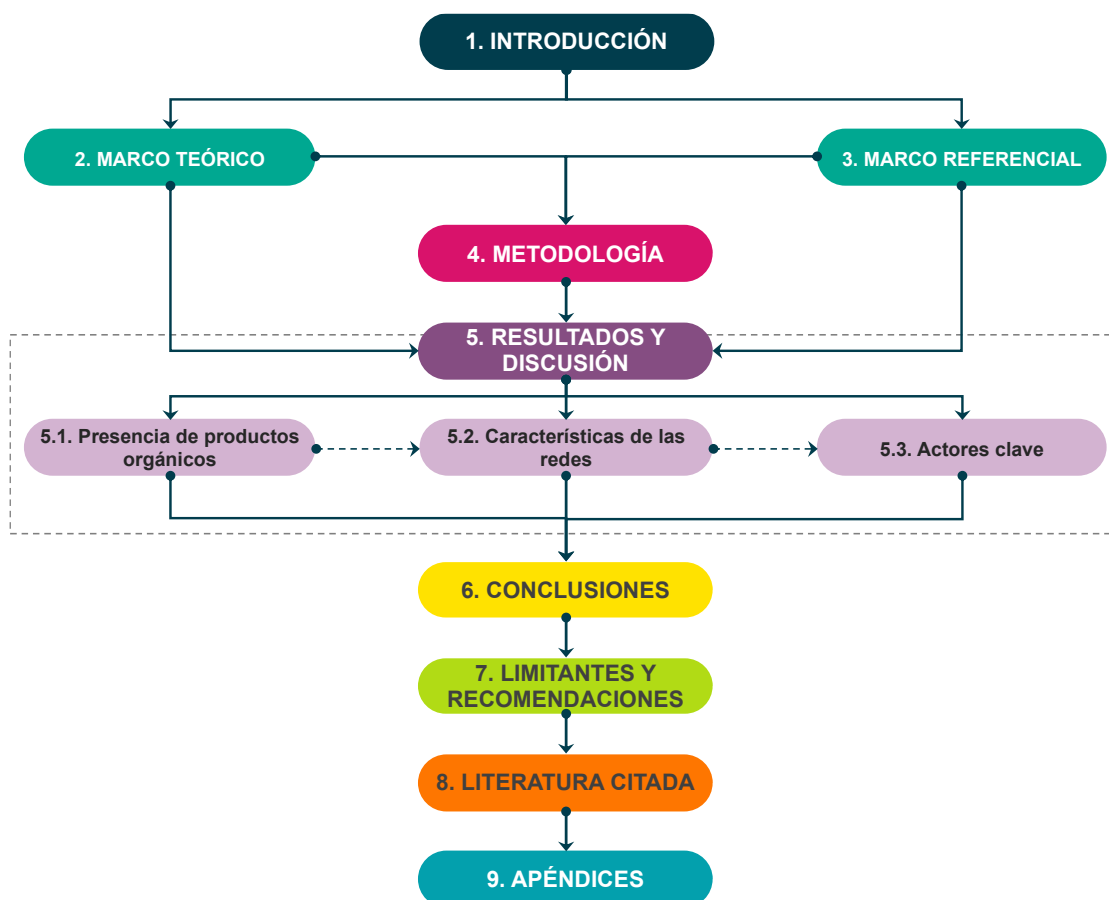


Figura 1. Esquema de la tesis
Fuente: elaboración propia.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Análisis de redes sociales (ARS)

El ARS, al igual que otros campos pertenecientes a las ciencias sociales, contiene una infinidad de anécdotas en torno a sus antecedentes, así como a los conceptos que la definen y los precursores principales de su creación. En este contexto, el sociólogo Linton C. Freeman escribió el libro “El desarrollo del análisis de redes sociales”, en donde hace una recapitulación de la historia, personajes y aportes del ARS, agregando su contribución personal.

En ciencias sociales, Freeman (2012, p.2) define el ARS como *“el enfoque estructural basado en el estudio de la interacción entre actores sociales”*, siendo el enfoque estructural aquella investigación que estudia lazos entre objetos, centrando la atención en las relaciones sociales que ligan a individuos, más que en los individuos mismos.

Dicho de otra forma, *“la unidad de análisis en el análisis de redes sociales no es el individuo, sino una entidad compuesta por un conjunto de individuos y los vínculos entre ellos”* (Wasserman & Faust, 2013), en donde además de la relación, también se toma en cuenta la estructura de la red y la posición de los integrantes dentro de ella. Borgatti et al. (2009) establecen que el axioma fundamental en el ARS es que la posición de un nodo determina en parte las oportunidades y restricciones que este pueda tener, y de esta manera juega un papel importante en los resultados de un nodo y de la red también.

Así, una red es un conjunto de actores (también llamados “nodos”) conectados por un conjunto de vínculos. Los actores pueden ser personas, equipos, organizaciones, conceptos, entre otros. Los lazos conectan a parejas de actores y pueden ser dirigidos (es decir, potencialmente unidireccionales, como dar consejos a alguien) o no dirigidos (como estar físicamente cerca) y pueden ser dicotómicos (presentes o ausentes, como si dos personas fueran amigas o no) o valorado (medido en una escala, como en la fuerza de la amistad) (Stephen P. Borgatti & Foster, 2003).

Dentro del ARS, se encuentran dos teorías (analíticamente) distintas, la "teoría de la red" propiamente dicha y la "teoría de redes". Borgatti y Halgin (2011) establecen que la teoría de la red se refiere a los mecanismos y procesos que interactúan con las estructuras de la red para producir ciertos resultados para individuos y grupos, así como las consecuencias de las variables de la red, como tener muchos vínculos o una ubicación central. En contraste, la teoría de las redes se refiere a los procesos que determinan por qué las redes tienen las estructuras que tienen y los antecedentes de las propiedades de la red. Esto incluye modelos de quién forma qué tipo de vínculo con quién, quién se convierte en central, y qué características (por ejemplo, centralización) tendrá la red en su conjunto.

El ARS, gracias a los múltiples métodos de investigación e interpretación de datos que puede proporcionar, se ha convertido en una herramienta fundamental para las ciencias sociales. Según lo establecido por Borgatti et al. (2009), el ARS ha sido una mina de oro para el área, ya que puede dar respuestas y explicaciones a los fenómenos sociales en una amplia variedad de disciplinas. Wasserman y Faust (2013) afirman que mucho de este interés se puede atribuir al atractivo enfoque del análisis de las relaciones entre las entidades sociales y en las pautas e implicaciones de esas relaciones.

Para poder aplicar el análisis de redes sociales a diferentes contextos, objetos de estudio, fenómenos, etc., se deben obtener datos sobre actores y sus relaciones, sin embargo *“somos nosotros quienes debemos dotar a los datos de sentido y significado”* (Del-Fresno-García, 2014, p.247).

2.2. Twitter

Twitter, una de las plataformas sociales más populares en la actualidad, fue fundada en el 2006 con el propósito de permitir a las personas comunicarse con otros usuarios de manera inmediata. De acuerdo con Del Fresno García (2014), Twitter puede ser definido como un microblogging conversacional, que muchas compañías, medios de comunicación profesionales, ONG o agencias

gubernamentales han aceptado con diferentes objetivos, tales como marketing, atención a consumidores, servicios, noticias e, incluso, activismo.

La red fue diseñada originalmente para que los mensajes se compartieran a través de SMS, por lo que la longitud máxima era de 140 caracteres. Actualmente, gracias a la actualización más drástica que ha tenido, se pueden generar 280 caracteres, el doble de su etapa inicial; sin embargo, sigue siendo considerada una longitud reducida, por lo que ésta siempre ha sido una de las características principales de esta red social. El Director Creativo de Twitter, Biz Stone, argumentó que *"la creatividad proviene de la restricción"* (Boyd, Golder, & Lotan, 2010, p.2).

Twitter es considerada la red del microblogging, un concepto utilizado para describir el tipo de mensajes que se pueden emitir, y se define como *"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). La forma de enviar dichos *tweets* ahora es más fácil y accesible que hace algunos años, hoy en día basta con tener un celular con acceso a internet para poder postear los mensajes.

Del Fresno García et al. (2015) indican que Twitter es un medio social online global y gratuito donde los usuarios escriben mensajes cortos, conocidos como *tweets*, que se envían a todos aquellos (*followers*) que han optado por recibir los *tweets* del emisor. Al publicar un *tweet* es posible incrustar además de texto, imágenes, enlaces a vídeo o cualquier otro medio social o profesional con presencia *online* y *hashtags* (una palabra o frase prefijada con el símbolo # que las convierte en metadatos).

Twitter es una red universal en donde los usuarios tiene el poder de decisión respecto a qué información quieren leer y de qué fuentes, *"algunos siguen a miles, mientras que otros a unos cuantos; algunos siguen únicamente a aquellos que conocen personalmente, mientras que otros siguen a celebridades y extraños que encuentran interesantes"* (Boyd et al., 2010, p.2).

Para mayor entendimiento de las herramientas con las que cuenta Twitter, así como de los términos que se desglosarán durante la investigación, en el Cuadro 1 se presenta un glosario con los conceptos, definición y/o uso de algunos elementos de Twitter, extraído de su página oficial (Twitter, 2018).

Cuadro 1. Definiciones y usos de elementos de Twitter

Elemento	Definición y/o uso
@	El símbolo “@” se usa para indicar nombres de usuario en los <i>tweets</i> . Los usuarios utilizan el @nombredeusuario para mencionar a otros en <i>tweets</i> , enviarles mensajes o proporcionar un vínculo al perfil.
@nombredeusuario	El nombre de usuario es lo que identifica a una persona, empresa, institución, etc., en Twitter y va siempre directamente precedido por el símbolo @ (Figura 2).
Biografía	La biografía es una descripción personal breve (de hasta 160 caracteres) que aparece en el perfil del usuario y sirve para caracterizarle en Twitter (Figura 2).
Cronología	Una cronología es una secuencia de <i>tweets</i> en tiempo real. La cronología de inicio es el lugar donde se pueden ver los <i>tweets</i> que compartieron los usuarios seguidos.
Seguir	La suscripción a una cuenta de Twitter se denomina “seguir”. Al seguir a un usuario, se podrán ver sus nuevos <i>tweets</i> apenas se publiquen. Cualquier usuario de Twitter puede seguir o dejar de seguir a otros en cualquier momento, con la excepción de las cuentas bloqueadas.
Seguidor	Un seguidor es otra cuenta de Twitter que sigue a otro usuario para recibir sus <i>tweets</i> en la cronología de inicio.
Twittear	Acción de enviar un tweet, de postear contenido nuevo. Los <i>tweets</i> se muestran en las cronologías de Twitter o se insertan en sitios web y blogs.
Mención	Se puede mencionar a otras cuentas en un <i>tweet</i> al incluir el signo @ seguido directamente por el nombre de usuario.
Me gusta	Marcar un <i>tweet</i> como “Me gusta” es una forma de valorar su contenido.
Retweet	Se denomina “retweet” a un <i>tweet</i> de un individuo que es reenviado al <i>timeline</i> de todos los seguidores del usuario

Elemento	Definición y/o uso
	que hace el <i>retweet</i> . Generalmente, se usan para compartir noticias y demás contenido interesante publicado en Twitter, y siempre mantienen su atribución original (Figura 3).
Hashtag	Los “ <i>hashtags</i> ” (escritos con el signo “#” antepuesto) se usan para indexar palabras clave o temas en Twitter. Esta función es una invención de Twitter y permite a los usuarios seguir fácilmente los temas que les interesan.
Tweets destacados	Se trata de los <i>tweets</i> más populares o resonantes de Twitter en un momento específico y se determinan mediante un algoritmo de Twitter.
Tendencias	Son los temas o <i>hashtags</i> más populares del momento y se determinan mediante un algoritmo. Se puede optar por personalizar las tendencias en función de la ubicación y las cuentas que sigues.

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Twitter (2018).



Figura 2. Visualización del perfil de un usuario de Twitter

Fuente: Elaboración propia con imagen obtenida del perfil del usuario @goodexpressmx, Twitter.



Figura 3. Visualización de un retweet

Fuente: Elaboración propia con imagen obtenida del perfil del usuario @aires_de_campo, Twitter.

2.3. Productos orgánicos

Con el creciente interés en el cambio climático, sobre todo en los últimos años, la sociedad ha generado mayor conciencia ambiental y a su vez mayor exigencia y calidad en el consumo de productos alimenticios; por supuesto, la agricultura tiene un rol principal en estos temas. Según Papadopoulos, Zafeiriou, Karelakis, y Koutroumanidis (2018, p.13) se tuvo que generar una *“conversión gradual de la agricultura convencional a una agricultura alternativa más orientada al medioambiente”* a fin de satisfacer las nuevas necesidades.

Con este cambio en la agricultura surgen los alimentos orgánicos, que Rana y Paul (2017) describen como aquellos alimentos naturales que están libres de químicos artificiales como fertilizantes, herbicidas, pesticidas, antibióticos y organismos genéticamente modificados. Además, de acuerdo con Aleixandre, Aleixandre-Tudó, Bolaños-Pizarro, y Aleixandre-Benavent (2015) se basan en técnicas como la rotación de cultivo, el abono verde y la composta. Dicho sistema de producción *“fomenta y mejora la sanidad de los suelos y los ecosistemas”* (PROFECHO, 2018); por lo tanto, se consideran saludables porque los productos químicos sintéticos no se utilizan en su producción.

La forma de abordar la producción de orgánicos y su origen es diversa, para Rööß et al. (2018) surgió como una reacción a la industrialización de la agricultura y sus problemas ambientales y sociales asociados; para la Procuraduría Federal del Consumidor (PROFECO, 2018), la agricultura orgánica se origina en Inglaterra en la década de los años 40, en donde problemas de salud ya se manifestaban y había indicios sobre uso de fertilizantes y otras sustancias químicas adicionadas al proceso de producción.

Una aportación diferente es la de Rahmann et al. (2017), quienes argumentan que surgió a principios del siglo XX, agregando una aportación de las etapas y evolución que han surgido desde su nacimiento, clasificándolas en “Organic 1.0”, “Organic 2.0” y “Organic 3.0” (actualmente en desarrollo).

“Organic 1.0 se define como el período de los pioneros orgánicos desarrollando la visión de la agricultura orgánica. Organic 2.0 es el período de crecimiento y comercialización de lo orgánico, que se ha producido en la historia reciente. Finalmente, Organic 3.0 aborda los futuros desafíos y apunta a ingresar a la agricultura orgánica en el escenario global” (Rahmann et al., 2017, p.172).

Para el 2015, Mie et al. (2017) afirmaron que más de 50.9 millones de hectáreas, en 179 países alrededor del mundo, fueron cultivadas orgánicamente, incluyendo áreas en conversión. Dicha superficie ha seguido creciendo, de acuerdo con el reporte más reciente del Instituto de Investigación de Agricultura Orgánica (FiBL) y la Federación Internacional de Movimientos de Agricultura Orgánica (IFOAM, 2018) la cifra llegó a 57.8 millones de hectáreas para 2016 (Figura 4).

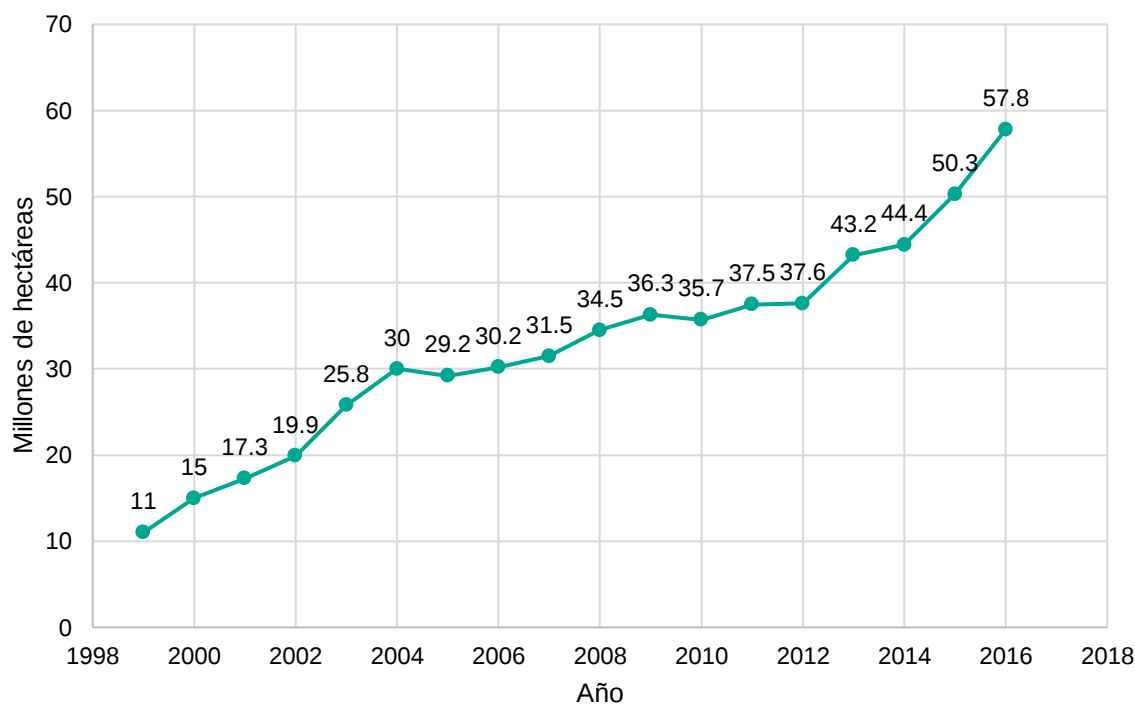


Figura 4. Crecimiento de la tierra agrícola bajo manejo orgánico 1999-2016

Fuente: elaboración propia con datos de FiBL e IFOAM (2018).

En lo referente a México, la agricultura orgánica ha sido un fenómeno que ha involucrado a los agricultores indígenas. El cultivo orgánico insignia de México ha sido el café, y las cooperativas de pequeños agricultores indígenas, principalmente en los estados de Oaxaca, Chiapas y Guerrero, han conquistado con éxito los limitados, pero lucrativos mercados europeos y estadounidenses de café orgánico de alta calidad, dicho éxito se atribuye a que se cultiva utilizando métodos agroforestales tradicionales de Mesoamérica (González & Nigh, 2005).

De acuerdo con González y Nigh (2005), la incursión en el mercado orgánico fue una respuesta al retiro del apoyo estatal a los pequeños productores de café tras el desmantelamiento del Instituto del Café de México (IMECAFE) a principios de la década de 1990, y los factores que contribuyeron a dicha transición fueron:

- Interés por restaurar la decreciente fertilidad del suelo y la calidad del café.
- Como estrategia de marketing para lograr una relación más directa con el consumidor.
- Los precios superiores que obtendrían en el mercado de cafés especiales.

- d. Capital social presente en las comunidades indígenas mexicanas de tradición agraria milenaria.
- e. Una larga experiencia de cooperación a nivel comunitario.

Por su parte, Gómez Tovar, Martín, Gómez Cruz, y Mutersbaugh (2005), establecen que el crecimiento de los productos orgánicos certificados se produjo en dos oleadas. Inicialmente, activistas de países consumidores se asociaron con organizaciones indígenas y campesinas del sur para proporcionar productos certificados tanto orgánicos como de comercio justo. Posteriormente, en la década de 1990, se les unió una segunda ola de productores orgánicos, en su mayoría del norte y, a medida que la cosecha pasó del café a frutas y hortalizas, la proporción de tierra orgánica en Chiapas y Oaxaca combinados cayó del 70% al 42.4%, revelando mayor importancia de la agricultura orgánica a gran escala.

Actualmente, los sembradíos están distribuidos a lo largo y ancho del territorio nacional. Según lo estipulado por la FiBL e IFOAM (2018), en el 2016, México ocupaba el lugar número trece de los países con el área más grande de tierras agrícolas bajo manejo orgánico (incluidas las áreas en conversión), con 673,968 hectáreas, dicha extensión representa el 0.6% del total de tierras agrícolas del país. Además, México es el noveno país con mayor incremento de tierras agrícolas orgánicas, con un aumento de 89,875 hectáreas en 2016.

Aparte de las tierras agrícolas orgánicas, existen otras áreas orgánicas como las superficies de recolección silvestre y apicultura, y México es el sexto país con la extensión más grande con un total de 1,292,306 hectáreas, de las cuales, 90,000 son destinadas a la apicultura, 1,200,000 de recolección silvestre de fruta, 1,602 de hongos/setas silvestres, 500 de algas marinas y 204 otro tipo de recolección silvestre (no específica). En lo que respecta a la apicultura, México es el segundo país con el mayor número de colmenas orgánicas con 368,000, siendo Brasil el primero con 537,014.

Por otra parte, se estipuló que en 2016, 210,000 productores mexicanos se dedicaban a esta actividad (Figura 5), con productos como aguacate, mole, café

o tequila, ocupando el tercer lugar mundial, solo por debajo de India y Uganda (FiBL & IFOAM, 2018).

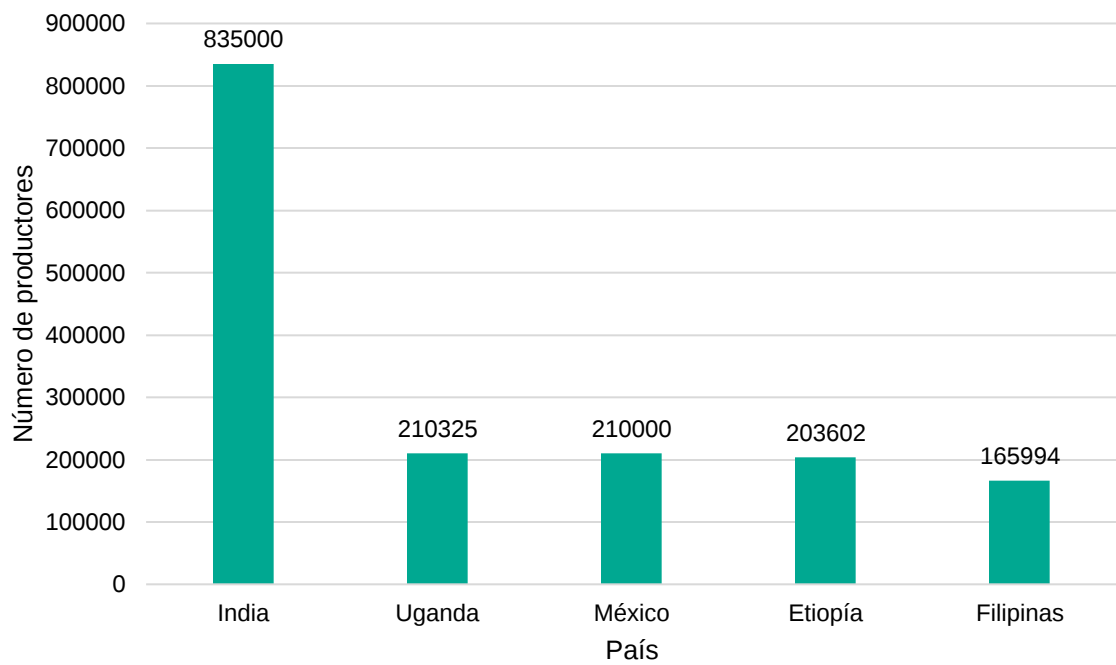


Figura 5. Los cinco países con mayor número de productores orgánicos 2016
Fuente: elaboración propia con datos de FiBL e IFOAM (2018).

Además, México participa en la producción de otros cultivos bajo manejo orgánico (Cuadro 2), algunos de los cultivos en los que es líder son: el café con 231,000 hectáreas; frutas tropicales y subtropicales con 131,000 hectáreas; hortalizas con 97,149 hectáreas y cítricos, ocupando el tercer lugar con 13,000 hectares, después de Italia y China.

Cuadro 2. Cultivos y superficie bajo manejo orgánico en México

Producto	Superficie orgánica (ha)	Participación de la tierra agrícola total del producto (%)	Área totalmente convertida [ha]	Superficie en conversión [ha]
Cereales	40,105	0.40	40,055	50
Cítricos	12,570	2.20	7,900	4,670
Cocoa	779	1.30	779	0
Café	231,000	35.80	231,000	0

Producto	Superficie orgánica (ha)	Participación de la tierra agrícola total del producto (%)	Área totalmente convertida [ha]	Superficie en conversión [ha]
Legumbres secas	14,644	0.90	14,644	0
Frutas de clima templado	1,349	1.30	1,348	-
Fruta tropical y subtropical	130,563	23.60	117,374	6,400
Uvas	2,155	7.30	2,155	0
Oleaginosas	23,543	4.50	22,885	-
Aceituna	20,000	-	20,000	-
Hortalizas	97,149	13.20	97,149	0

Fuente: elaboración propia con datos de FiBL e IFOAM (2018).

3. MARCO REFERENCIAL

3.1. Uso de Twitter en investigaciones científicas

La plataforma social Twitter, ha ganado mayor importancia con el paso del tiempo dentro del ámbito científico, ha sido objeto de investigaciones heterogéneas en áreas de todo tipo, tales como ciencias sociales, medicina, física, química, economía, biología molecular, artes y humanidades, ciencias agrícolas, entre otros. Al ser objeto de estudio desde diversos ángulos y áreas, deja en claro que es una plataforma de la que se pueden extraer datos de acuerdo con la necesidad del investigador y, por tanto, puede ser “adaptable”. Asimismo, crea la posibilidad de mostrar a través del mundo virtual, un escenario “cercano” al mundo real, siempre que se les dé el correcto tratamiento y análisis a los datos.

Con el propósito de demostrar la eficiencia de Twitter como instrumento para investigaciones, así como el crecimiento que ha tenido en el marco científico desde su creación, en agosto de 2020 se realizó una búsqueda en Scopus de artículos bajo el siguiente criterio: se ingresó al motor de búsqueda la palabra “Twitter”, indicando que se debía buscar la palabra clave únicamente en el “título del artículo, *abstract* y *keywords*”, los documentos se filtraron para identificar solo a los artículos científicos, el rango de fechas fue desde el año 2006 (año en que se lanzó la plataforma) hasta la fecha, y no se hicieron exclusiones de otro tipo.

La búsqueda proporcionó como resultado un total de 13,046 documentos. Como se observa en la Figura 6, en los últimos seis años (a partir del 2016) se ha concentrado la mayor parte (70.26%) de esta producción científica, siendo el 2019 el año más representativo, contribuyendo con el 18.09% del total. De hecho, aunque la búsqueda se realizó en el año 2020, para el 2021, ya se reportaban 3 documentos relacionados al tema.

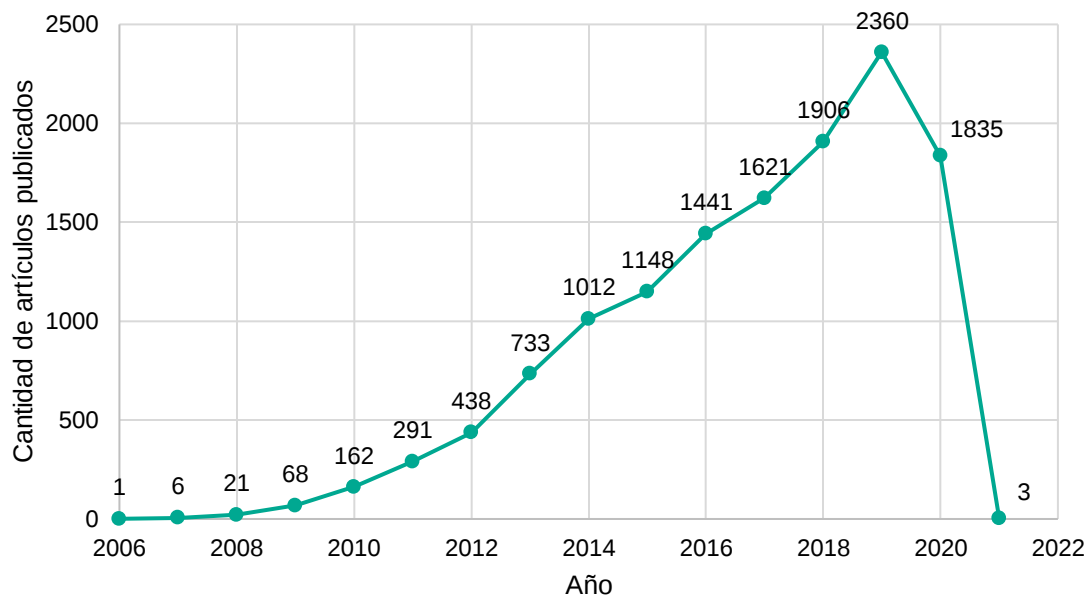


Figura 6. Producción de artículos científicos sobre Twitter en Scopus

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Scopus.

Con respecto a las áreas de estudio que han utilizado Twitter como parte de su investigación, se mostraron 27, entre las que destacan las ciencias sociales con 25.87%, y las ciencias de la computación con 21.50%. Por su parte, las ciencias agrícolas y biológicas se encuentran en la posición trece con el 1.67% (Figura 7).

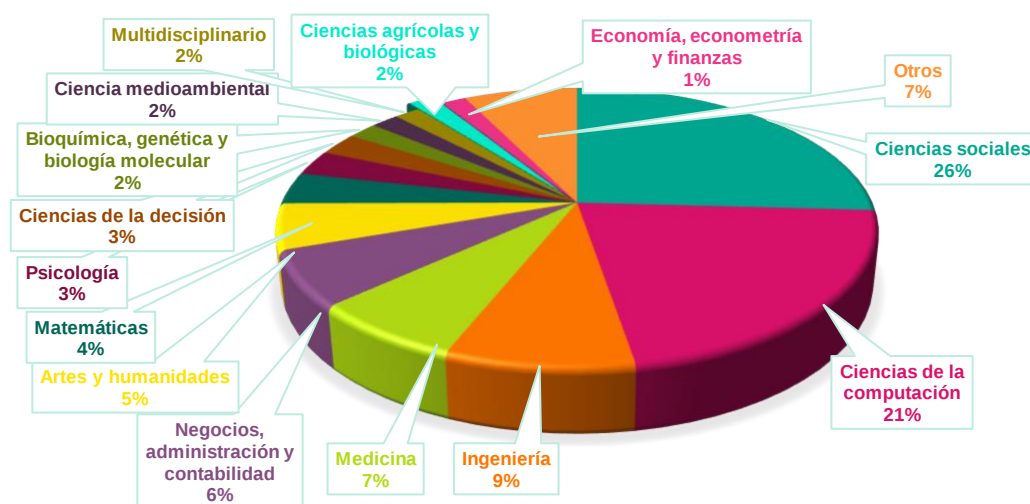


Figura 7. Áreas de estudio con mayor número de artículos científicos publicados referentes a Twitter

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Scopus.

En la búsqueda realizada se obtuvieron datos de publicaciones de los países que publican más artículos científicos referentes al tema, liderando la lista con gran ventaja se encuentra Estados Unidos con 4,623 publicaciones (35.44%), seguido por Reino Unido que ha publicado 1,377 artículos (10.55%). Por su parte México se encuentra en el lugar número 32 de la lista con 94 publicaciones, equivalente a un escaso 0.72% del total de las publicaciones (Figura 8).

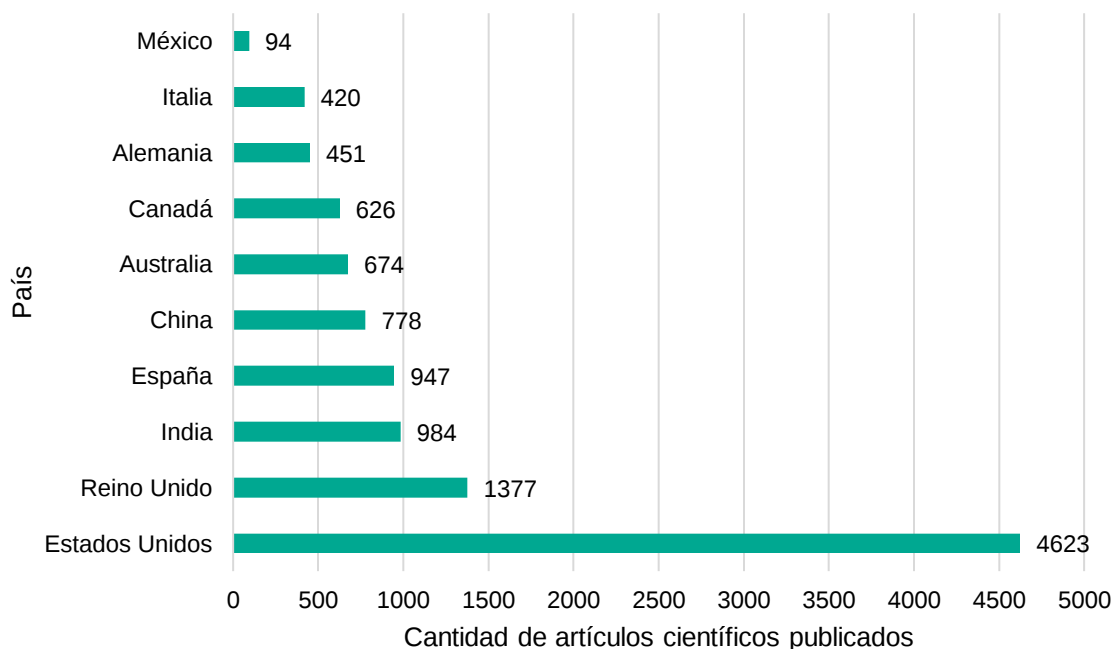


Figura 8. Países con mayor número de artículos científicos publicados referentes a Twitter

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Scopus.

3.2. Entendiendo al consumidor de productos orgánicos

Con el objetivo de entender cuáles son los factores que afectan la demanda de productos orgánicos, así como las principales características que conforman el perfil del consumidor, se estudiaron artículos científicos concernientes a dichos tópicos, incluyendo casos de México.

De acuerdo con Sambiase et al. (2016), comprender el comportamiento del consumidor es relevante ya que nos permite entender cómo funciona el proceso de generación de valor para el cliente, así como los factores que influyen en las decisiones de comprar o no hacerlo. Por su parte, Rana y Paul (2017) señalan que es imprescindible adquirir conocimiento sobre los determinantes más y menos impactantes de la actitud del consumidor para aprovechar aquellos que generan una actitud positiva y, al mismo tiempo, minimizar cuidadosamente las connotaciones negativas de los factores inhibitorios

Por este motivo, en este subapartado del documento se abordan los factores que influyen en la actitud del consumidor de productos orgánicos, dichos factores incluyen aspectos tanto positivos como negativos. *A posteriori*, se muestran las características identificadas como dominantes entre los consumidores de productos orgánicos, con las cuales es posible esbozar el perfil del consumidor habitual.

3.2.1. Factores que influyen en la actitud del consumidor de productos orgánicos

Para explicar los factores que influyen en la actitud del consumidor, se tomó como base la categorización que Rana y Paul (2017) realizaron tras la revisión de 146 artículos de investigación en torno al tema. Se reforzó cada apartado con argumentos expuestos en otro artículo de revisión (Hughner, McDonagh, Prothero, Shultz, & Stanton, 2007) y con estudios realizados en diversos países (Melović, Dabić, Rogić, Đurišić, & Prorok, 2020; Sambiase et al., 2016), entre ellos, México (Juárez, 2014). Así, las categorías son las siguientes:

a. Conciencia de salud y expectativas de bienestar

Diversos estudios (Hughner et al., 2007; Juárez, 2014; Melović et al., 2020; Rana & Paul, 2017) exponen que la salud es la razón principal por la que los consumidores compran productos orgánicos, esto debido a su deseo de evitar los productos químicos utilizados en la producción de alimentos convencionales, pues se tiene la percepción de que el uso de pesticidas está asociado con efectos negativos y a largo plazo en la salud. Rana y Paul (2017), tras revisar estudios efectuados en Malasia, Italia, América y Suecia, identificaron que la conciencia de la salud motiva fuertemente a los consumidores a comprar productos orgánicos, ya que son considerados alimentos ricos en nutrientes y micronutrientes, afirmando que incluso en los países en desarrollo, los consumidores han mostrado un creciente interés en los alimentos orgánicos para salvaguardar y mejorar su salud. En este sentido, Hughner et al. (2007) explican que, en general, el consumidor habitual de alimentos orgánicos asocia fuertemente la salud con la dieta, creyendo que comer saludablemente es más eficaz que la medicación para controlar enfermedades, y se esfuerza por mantenerse al tanto de los últimos avances en investigación en salud y nutrición.

b. Calidad y seguridad

La creciente presencia de enfermedades relacionadas con los alimentos, tales como la influenza aviar (gripe aviar), la encefalopatía espongiforme bovina (enfermedad de las vacas locas), la fiebre aftosa y la salmonela, entre otros, ha desatado el interés por el consumo de alimentos seguros. Así, la seguridad alimentaria ha sido identificada como un motivador clave para aumentar el consumo de productos orgánicos (Hughner et al., 2007; Rana & Paul, 2017), esto gracias a que, para su producción no se utilizan elementos perjudiciales para la salud humana.

c. Respeto al medio ambiente y consumo ético

En las revisiones realizadas por Rana y Paul (2017), y Hughner et al. (2007) se identificó a la preocupación por el medio ambiente como un impulsor de la

demanda de productos orgánicos, debido a que la sociedad ha desarrollado un sentimiento de obligación moral para reducir los efectos nocivos del uso de pesticidas y productos químicos utilizados en la producción de alimentos convencionales. Asimismo, se descubrió que la protección del medio ambiente es un motivador que ha llevado al consumismo ético, lo cual implica comprar productos éticos con bajos costos sociales y ambientales

d. Disposición a pagar

Un aspecto importante para identificar al consumidor de productos orgánicos es la disposición a pagar y, por ende, el nivel económico al que pertenece. De acuerdo con Rana y Paul (2017), los consumidores están dispuestos a pagar una prima por productos socialmente responsables, pues éstos están principalmente preocupados por dos cosas: el medio ambiente y la calidad de vida (incluyendo factores como el miedo a sufrir alergias debido al consumo de alimentos convencionales). Por otra parte, Hughner et al. (2007) presentan la disposición a pagar dentro de las categorías disuasivas para comprar, explicando que el alto precio es el principal obstáculo, argumentando también que la disposición a pagar puede aumentar si se presenta a los consumidores información sobre los precios de referencia para sus contrapartes producidas convencionalmente.

e. Precio y certificación

Factores como la falta de conciencia, la baja viabilidad financiera y el alto precio de los alimentos orgánicos, desalientan la demanda de los consumidores. Por otra parte, la certificación es un factor importante que alienta a los consumidores a comprar alimentos orgánicos, así, para ganar su confianza es importante que los agricultores autentiquen y validen sus productos a través de la certificación del gobierno correspondiente (Rana & Paul, 2017). En lo que respecta a la parte económica, Melović et al. (2020) argumentan que los altos precios son un obstáculo clave que inhibe la compra de estos productos a mayor escala en los países en desarrollo.

f. Tendencias de moda y estilo de vida único

Uno de los motivos que impulsan la adquisición de productos orgánicos está relacionado con el estatus social, ya que *“servir comida orgánica, que es cara y exclusiva, se ha convertido en la última tendencia en la sociedad de élite de algunos países. Es una muestra del poder adquisitivo y el lujoso estilo de vida de los consumidores con mayores ingresos disponibles”* (Rana & Paul, 2017, p.160). Además, se percibe que los alimentos orgánicos están de moda debido a la considerable cobertura que ha recibido en los medios, las campañas de promoción y los altos precios (Hughner et al., 2007).

g. Conciencia social

Un factor importante mencionado en repetidas ocasiones fue el deseo de apoyar y fortalecer la economía local y de la comunidad, para crear mayor autosuficiencia e independencia de las corporaciones y supermercados globales. Hughner et al. (2007) afirman que existe la creencia de que los alimentos orgánicos se cultivan localmente, por granjas familiares más pequeñas. Así, estas aspiraciones alientan a algunos consumidores prominentes a comprar alimentos orgánicos para dar ejemplo e inspirar a otros a modificar sus patrones de consumo para beneficio de la sociedad (Rana & Paul, 2017).

Finalmente, se estipula que los factores que afectan la demanda y sus niveles de prioridad pueden variar de un país a otro, e infieren que el compromiso ético, la calidad, la seguridad, el conocimiento y la salud son los factores importantes en el caso de los países desarrollados; mientras que los factores importantes para los países en desarrollo incluyen disponibilidad, educación, salud, estado civil y tamaño de la familia (Hughner et al., 2007; Rana & Paul, 2017). Siendo la salud el único factor que se considera importante en ambos tipos de países.

3.2.2. Perfil del consumidor de productos orgánicos

En la revisión realizada por Hughner et al. (2007) se concluye que, en general, los consumidores de alimentos orgánicos son mujeres, tienen hijos que viven en el hogar y son mayores. Por su parte Rana y Paul (2017) explican que los grupos

de ingresos medios a altos, constituyen el mercado objetivo de alimentos orgánicos, ya que estos grupos pueden y están dispuestos a pagar mayores precios.

En línea con estas investigaciones, Juárez (2014) afirma que para el caso México (Guadalajara), la relación entre educación y consumo responsable es una de las ideas que permanecen como fundamentales al definir el perfil del consumidor de productos sustentables; ya que el 86% de los entrevistados manifestó contar con educación media a superior e incluso de posgrado (N=29). En cuanto al ingreso económico de los consumidores, 44% mencionó tener un ingreso de entre 5,000 y 10,000 pesos mensuales; le siguieron: 17% con un ingreso de 20,000 a 25 000 pesos; 10%, entre 10,000 y 15,000; otro 10%, entre 15,000 y 20,000.

Así mismo, Sambiase et al. (2016) indican que el consumo de productos orgánicos se concentra en profesionales con nivel educativo alto, debido a que, en la investigación que llevaron a cabo en Brasil, la mayoría de los encuestados (70%, N=72) tenía educación universitaria. Además, uno de los principales motivos que influenciaban el consumo era la promoción que los usuarios encontraban en los medios de comunicación, siendo internet uno de los más utilizados para mantenerse informados (65.22%). En este sentido, Melović et al. (2020) explican que, para el caso de Montenegro, el 36% de los jóvenes entrevistados (N=300) citaron a las redes sociales como uno de los principales motivadores para comprar productos orgánicos.

4. METODOLOGÍA

Para el desarrollo de la metodología de esta investigación, se realizó un estudio de los diferentes métodos utilizados en diversos artículos científicos (Aguilar-Gallegos et al., 2019; Del-Fresno-García, 2014; Del-Fresno-García et al., 2016; Del Fresno García et al., 2015; Himelboim, Smith, Rainie, Shneiderman, & Espina, 2017; Kaushik et al., 2018; Meza & Park, 2016), cuyo objetivo principal fue la extracción de datos de Twitter para su explotación analítica (Cuadro 3 y Cuadro 4).

El análisis de dichos artículos permitió identificar aspectos fundamentales para la investigación, tales como el periodo de tiempo y el método más adecuado para la extracción de datos. Con estos antecedentes, se planteó la siguiente metodología (Figura 9), misma que se llevó a cabo siguiendo el enfoque del ARS, tomando como base el orden planteado por Aguilar-Gallegos, Martínez-González, y Aguilar-Ávila (2017), principalmente.

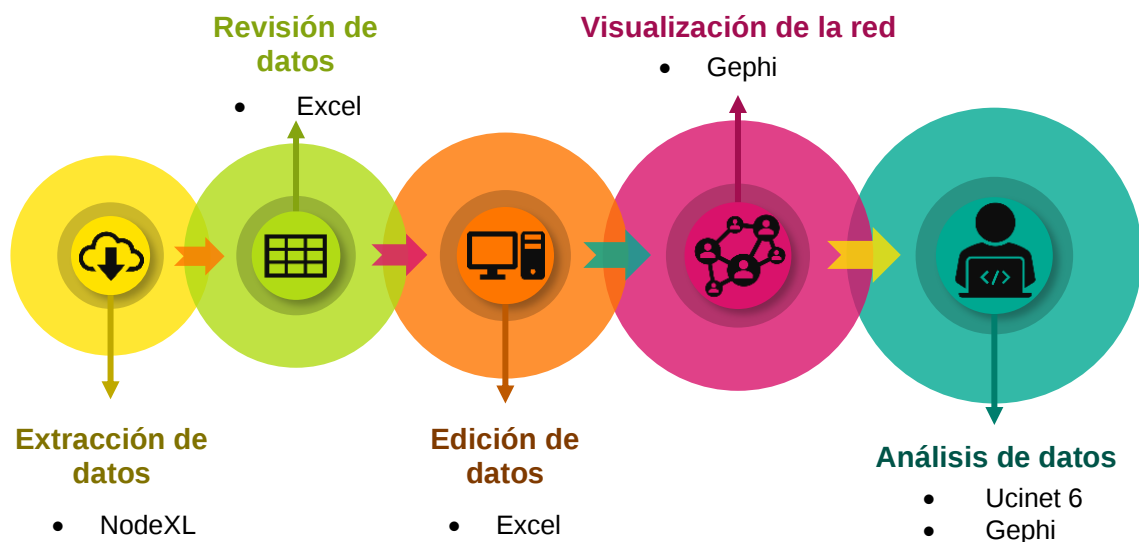


Figura 9. Metodología y herramientas empleadas

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se muestran los cuadros comparativos (Cuadro 3 y Cuadro 4) con el análisis de los artículos científicos mencionados previamente. La información se presenta en orden cronológico, siendo el artículo científico más

antiguo de 2014 (Del-Fresno-García, 2014) y el más reciente de 2019 (Aguilar-Gallegos et al., 2019).

El Cuadro 3 se centra en el método de extracción de datos, que incluye las palabras de búsqueda, el tamaño de la muestra de los datos recopilados, el periodo de tiempo durante el que se realizaron las descargas y el tipo de programa utilizado para las mismas. El Cuadro 4 contiene la metodología seguida en cada investigación.

El periodo de tiempo más corto identificado en la extracción de datos fue de un mes (Del-Fresno-García et al., 2016), durante el cual se obtuvieron 25,087 *tweets*, y el periodo más largo fue de seis meses aproximadamente (Aguilar-Gallegos et al., 2019; Del Fresno García et al., 2015), en los cuales se extrajeron 57,362 y 183,346 *tweets*, respectivamente. Debido a la diferencia significativa en la cantidad de datos obtenidos para el posterior análisis, se determinó conveniente seguir el ejemplo de las últimas investigaciones presentadas y extraer datos de Twitter durante medio año.

Por otra parte, debido a la amplitud del tema investigado, se determinó seguir el ejemplo de Del Fresno García et al. (2015) y descargar datos mediante la búsqueda de *keywords* (organica, organicas, organico, organicos) tanto con el uso de *hashtag*, como con las palabras por sí mismas.

Finalmente, se estableció que al igual que Himelboim et al. (2017) y Meza y Park (2016), la extracción de datos se realizaría mediante la captura indirecta de datos desde Twitter a través de NodeXL.

Cuadro 3. Comparación de métodos de obtención de datos de diferentes artículos científicos

Artículo	Palabras de búsqueda	Tamaño de la muestra de datos	Periodo de tiempo de obtención de datos	Método de obtención de datos
Haciendo visible lo invisible: Visualización de la estructura de las relaciones en red en Twitter por medio del análisis de redes sociales (Del-Fresno-García, 2014).	1. EPA 2. New York	1. 9,976 <i>tweets</i> 2. 5,000 <i>tweets</i>	No se especifica el periodo de tiempo de la obtención de los datos	1. Captura directa de datos contra la API de Twitter 2. Captura indirecta de datos de Twitter a través de Flocker
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 (Del Fresno García et al., 2015).	Con y sin <i>hashtag</i> : 1. CommonCore 2. Common Core	183,346 <i>tweets</i>	6 meses, desde el 1 de septiembre de 2013 al 28 de febrero de 2014	Captura y extracción de datos directa de la API de Twitter
Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales (Del-Fresno-García et al., 2016).	Palabra clave de una marca internacional (no especifica)	25,087 <i>tweets</i>	1 mes, abril de 2013	Captura y extracción de datos directa desde Twitter a través de su API

Artículo	Palabras de búsqueda	Tamaño de la muestra de datos	Periodo de tiempo de obtención de datos	Método de obtención de datos
Organic products in Mexico and South Korea on Twitter (Meza & Park, 2016).	Hashtags: 1. #Organico 2. #Yukinong (orgánico en coreano)	1. 1,828 <i>tweets</i> para #organico 2. 4,943 <i>tweet</i> para #yukinong	Descarga de datos de 8 a 10 veces al mes por cada <i>hashtag</i> por 3 meses (enero-marzo)	NodeXL
Classifying Twitter topic-networks using social network analysis (Himelboim et al., 2017).	60 temas (incluyendo salud, política, ocio, académico y comercial)	Miles de <i>tweets</i> por cada conjunto de datos (no se especifica)	Alrededor de una semana por cada conjunto de datos	NodeXL
Social media for enhancing stakeholders' innovation networks in Ontario, Canada (Kaushik et al., 2018).	4 casos específicos: 1. Foodland Ontario 2. Sustain Ontario 3. Farm M 4. Farm B	1,000 <i>tweets</i> por cada cuenta	Octubre de 2014: en Twitter diferente duración por cuenta (3 a 5 meses), en Facebook fueron 3 meses.	Netlytic (analizador de texto que lo resume y muestra redes sociales de las conversaciones)
Análisis de redes en Twitter para la inserción en comunidades: el caso de un producto agroindustrial (Aguilar-Gallegos et al., 2019).	Mezcal	57,362 <i>tweets</i>	Poco más de seis meses, del 23/12/2015, al 12/06/2016 (202 días)	Se utilizó una forma directa de captura y extracción de datos desde Twitter a través de su API

Fuente: elaboración propia.

Cuadro 4. Comparación de metodologías de diferentes artículos científicos

Artículo	Metodología de análisis	Redes analizadas	Indicadores
Haciendo visible lo invisible: Visualización de la estructura de las relaciones en red en Twitter por medio del análisis de redes sociales (Del-Fresno-García, 2014).	- Dos métodos de captura y extracción de datos (dos redes diferentes): - Método 1: Captura directa contra la API de Twitter. - Método 2. Se uso Flocker (permitió el acceso a datos adicionales) - Se generó un fichero con la totalidad de las interacciones, se sustituyó el nombre de usuario con un ID único. Se crearon dos ficheros a partir del original (red de RTs y de MTs) en formatos importables desde softwares de ARS. - Se utilizó el ARS como método de análisis. Se realizó la visualización de las redes en imagen (Gephi) y video (se subieron a YouTube). Para el video se realizó el siguiente proceso: - Método 1: Se generaron dos videos de la red completa con el método propuesto por Esteban Moro (no se especifica). - Método 2: Se utilizó Flocker con la <i>keyword</i> de búsqueda “New York” se capturaron 5,000 <i>tweets</i> y, con captura de pantalla se generó el vídeo (velocidad 8X) de la creación de la red.	- Red de retweets - Red de menciones - Red de imágenes	Indicadores de ARS ▪ Centralidad de grado ➤ Indegree ➤ Outdegree
Desvelando climas de opinión por medio del social media mining y	- Captura y extracción de los datos directa desde la API de Twitter. - Se generó la red completa y la red de RTs y red de MTs por separado (para este artículo se trabajo únicamente con la red completa).	- Red completa (compuesta por red de RTs y MTs) - Red de RTs - Red de MTs	Indicadores de ARS ▪ Centralidad de grado ➤ Indegree ➤ Outdegree

Artículo	Metodología de análisis	Redes analizadas	Indicadores
análisis de redes sociales en Twitter. El caso de los common core state standards (Del Fresno García et al., 2015).	- Se importó el fichero con dos tipos de software de ARS para su representación, visualización y explotación analítica: Gephi, después exportando a ficheros .dl para su análisis con UCINET. - Los nombres de usuarios se anonimizaron con un ID único. - Se cálculo <i>indegree</i>, <i>outdegree</i> y modularidad, filtrándolos hasta identificar los nodos de las redes del 1% y 0.25%. - Con usuarios que hacen pública la información de geolocalización se procedió a la representación por <i>indegree</i> y <i>outdegree</i>. - Se utilizó Gephi para la visualización de 9 redes obtenidas con los indicadores de análisis (red completa, red y modularidad de componente gigante, red del 1% y 0.25% por <i>indegree</i> y por <i>outdegree</i>, geolocalización por <i>indegree</i> y por <i>outdegree</i>).		- Modularidad - Geolocalización por <i>indegree</i> - Geolocalización por <i>outdegree</i>
Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales (Del-Fresno-García et al., 2016).	- Se extrajo un clima de opinión de Twitter desde su API, compuesto por el número total de <i>tweets</i> (n = 25.087) que contenían la palabra clave de una marca internacional. - Se generó un archivo que contenía el número total de interacciones y se generaron dos archivos: la red de RTs y la de MTs. - Los nombres de los usuarios fueron reemplazados por un ID único en cada red. Por lo tanto, los nodos de cada una de las redes tenían dos identificadores, uno para la red de RTs y otro para la de MTs. - Se utilizaron algoritmos del ARS para identificar a los SMIs. - Se creó un índice SMI para ambas redes.	Para análisis: - Red de retweets - Red de menciones Para visualización: - Red de RTs por <i>indegree</i> - Red de MTs por <i>indegree</i> - Red de RTs por intermediación	Indicadores de ARS - Centralidad de grado ➤ <i>Indegree</i> ➤ <i>Outdegree</i> - Centralidad de intermediación - Modularidad

Artículo	Metodología de análisis	Redes analizadas	Indicadores
	- Se aplicó el algoritmo de identificación de modularidad para identificar y representar las comunidades estructurales de cada red (por color) y para una visualización más precisa. - Se crearon cuatro grafos analizando y representando las redes con Gephi.	Red de MTs por intermediación	
Organic products in Mexico and South Korea on Twitter (Meza & Park, 2016).	- Se analizaron los estadísticos de Google y Naver (buscador más popular en Korea) de 2010 a 2013, para identificar el mejor periodo de colecta de datos basados en el nivel de interés hacia productos orgánicos. Se concluyó que dicho periodo era de enero a marzo. - Obtención de datos con NodeXL (de 8 a 10 veces por mes y <i>hashtag</i>). - Se filtraron los datos de acuerdo con el país de origen, utilizando la localización, zona horario y/o descripción de la cuenta. - Organización de datos en Microsoft Excel. - Análisis con Frqlist y Krkwic para crear una lista de frecuencia de palabras, segundo análisis con Fulltext (herramienta que genera matrices de ocurrencias de palabras). - Para visualizar una red semántica, se usó UCINET 6. - Para un análisis de URL's, se usó NodeXL y el analista webométrico.	- Red por país (por <i>hashtag</i>) - Redes a través del tiempo por cada <i>hashtag</i> - Enero - Febrero - Marzo - Red de URL's - Redes semánticas de cada país	Indicadores de ARS - Centralidad de grado ➤ Indegree ➤ Outdegree - Distancia geodésica - Grado de intermediación - Centralidad del vector propio - Coefficiente de agrupamiento
Classifying Twitter topic-networks using	Se seleccionaron 60 redes temáticas que mostraban distintos patrones de interconectividad, dicha selección se hizo de la	4 clústeres:	Indicadores de ARS Densidad

Artículo	Metodología de análisis	Redes analizadas	Indicadores
social network analysis (Himmelboim et al., 2017).	Galería NodeXL Graph, de una variedad de temas (que incluyen salud, política, ocio, académico y comercial). - Cada conjunto de datos de Twitter incluye listas de usuarios que tuitearon sobre un <i>hashtag(s)</i>, palabra(s) clave(s), o combinaciones de estos, recopilados dentro de los límites de la API de Twitter. - El ARS se aplicó a los conjuntos de datos de Twitter seleccionados, creando una gama de medidas: densidad, agrupamiento y modularidad, centralización y proporción de aislados.	- Alta densidad / baja modularidad - Alta densidad / alta modularidad - Baja densidad / alto aislamiento - Baja densidad / bajo aislamiento	- Agrupamiento de Clauset-Newman-Moore - Modularidad de Clauset - Centralidad de grado - Aislados
Social media for enhancing stakeholders' innovation networks in Ontario, Canada (Kaushik et al., 2018).	- Se prepararon dos hojas de cálculo mediante la extracción de información de los datos recopilados a través de Netlytic. - Se preparó un conjunto de datos general basado en los atributos seleccionados. - El segundo conjunto de datos se preparó para las redes de ego de cada una de las partes interesadas. - Microsoft SQL Server Express 2012 se utilizó para extraer y analizar datos del conjunto de datos general. Los datos se importaron a formato SQL y luego se analizaron mediante la interfaz SQL y las consultas SQL. - Los conjuntos de datos se analizaron con UCINET. - NetDraw se utilizó para la visualización de datos.	Redes "ego" de: - Foodland Ontario - Sustain Ontario - Farm M - Farm B	Medidas de redes sociales estándar: - Tamaño de la red del ego - Los vínculos - La densidad de la red del ego - Grado de intermediación y la intermediación del ego dentro de una red
Análisis de redes en Twitter para la	Se utilizó una forma directa de captura y extracción de datos desde Twitter a través de su API.	Tres archivos de datos de red fueron	Indicadores de ARS Grado

Artículo	Metodología de análisis	Redes analizadas	Indicadores
inserción en comunidades: el caso de un producto agroindustrial (Aguilar-Gallegos et al., 2019).	- Los <i>tweets</i> extraídos fueron manejados en hojas de cálculo para identificar cuáles habían sido menciones y <i>retweets</i>. - Se utilizó un identificador único para los <i>tweets</i> que habían sido retuiteados y así encontrar los mensajes más relevantes. - Se aplicó el enfoque teórico y metodológico ARS. - Se utilizó el software Gephi para la obtención de los indicadores y la representación gráfica de las redes. - Se identificaron las comunidades formadas y se comprobó la formación de dichas comunidades a través de la modularidad. - Con UCINET se verificar los valores de los indicadores obtenidos. - Se utilizó KeyPlayer 2 para el cálculo de la cobertura que alcanzarían los usuarios identificados como más influyentes de las subredes.	creados para su análisis: - Red de usuarios – <i>hashtags</i> - Red de <i>retweets</i> - Red de menciones	- Indegree - Outdegree - Grados de entrada ponderado - Identificación de comunidades - Modularidad

Fuente: elaboración propia.

4.1. Extracción de datos

4.1.1. Población o universo de estudio

El objeto de análisis de esta investigación es la presencia de productos orgánicos en Twitter, siendo la población sujeta de estudio todos los “*tweets*” publicados en dicha red social, que contengan las palabras de búsqueda previamente establecidas, de donde se sacaron más datos y variables, entre ellas los usuarios.

4.1.2. Delimitación temporal

Con los antecedentes de otras investigaciones previamente establecidos (ver Cuadro 3), se determinó que el tiempo idóneo para la obtención de datos era de seis meses, ya que con los datos obtenidos en ese periodo se pudieron realizar análisis completos que dieron respuesta a las preguntas de investigación planteadas, así como evoluciones de la red a través del tiempo.

La descarga oficial de datos inició el 3 de abril de 2019 y la fecha de la última descarga de datos fue el 9 de octubre de 2019.

4.1.3. Captura de datos con NodeXL

Se utilizó una captura indirecta de datos desde Twitter (Del-Fresno-García, 2014) a través de NodeXL, una herramienta online específica para la obtención de datos de diferentes redes sociales. NodeXL es un paquete de software de análisis y visualización de red de código abierto y gratuito para Microsoft Excel (Himmelboim et al., 2017), por lo que, los datos obtenidos se importaron directamente a este programa y fue posible usar la información guardada para su posterior análisis. Además la plantilla NodeXL para la aplicación de hoja de cálculo proporciona una gama de funciones básicas de análisis y visualización de redes (Hansen et al., 2011).

Para la presente investigación se utilizó NodeXL Pro, la versión profesional del software, el cual permite extraer hasta 18,000 *tweets* por búsqueda y contiene diferentes opciones para la extracción de datos de Twitter, como la búsqueda por palabras en “From Twitter Search Network”, que permite extraer datos por medio

de palabras, frases o *hashtags*, que en este caso fueron combinaciones de palabras y *hashtags* asociados al tema de investigación.

Se realizaron extracciones de datos con las siguientes combinaciones de palabras:

- a) Organico OR organicos
- b) Organica OR organicas
- c) #organico OR #organicos
- d) #organica OR #organicas

La combinación de estas palabras se originó de la intención de no dejar fuera ningún mensaje en la red social respecto a productos orgánicos. Con el mismo objetivo, se estableció que las palabras de búsqueda no contendrían acentos, ya que, por ser un medio informal de comunicación, en ocasiones no se siguen las reglas ortográficas al momento de tuitear y, de esa manera, se recaban los *tweets* tanto sin acentos, como aquellos escritos de manera correcta, ya que, al momento de la búsqueda y extracción también se obtienen las palabras con acento (sin importar si se buscó sin acento).

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 6 días entre descarga y descarga, por lo que se obtuvieron datos de la red social en 32 ocasiones.

De las 32 descargas, se generaron 128 archivos (cuatro en cada fecha de descarga, correspondientes a las cuatro combinaciones de palabras), con un total de 1,559,109 registros (filas) capturados. En el Cuadro 5 se muestran los datos correspondientes a cada fecha y archivo generado.

El número de registros obtenidos no necesariamente es igual al número de *tweets* únicos. Esto debido a que puede existir más de un registro que hagan referencia a un *tweet*, ya sea porque fue retuiteado o porque se mencione a múltiples usuarios. En estos casos se generarán registros con el *username* de quienes

retuiteraron, o bien de quienes fueron mencionados, generando un vínculo con el usuario del *tweet* original.

Cuadro 5. Registros por archivo

Fecha de descarga	organico OR organicos	organica OR organicas	#organico OR #organicos	#organica OR #organicas
04/04/2019	30,155	27,299	1,152	255
10/04/2019	31,625	27,781	941	226
16/04/2019	6,893	24,435	206	249
22/04/2019	31,792	27,348	829	173
28/04/2019	31,869	27,110	745	125
04/05/2019	19,544	10,874	701	145
10/05/2019	28,828	25,502	785	114
16/05/2019	28,138	28,612	363	142
22/05/2019	12,010	5,102	1,430	168
28/05/2019	8,604	5,729	1,021	137
03/06/2019	3,801	2,383	840	103
09/06/2019	4,232	8,016	1,415	125
15/06/2019	600	306	665	159
21/06/2019	29,412	32,351	701	182
27/06/2019	27,176	21,446	872	164
03/07/2019	28,363	25,451	2,079	92
09/07/2019	27,731	28,859	2,142	84
15/07/2019	26,917	26,728	2,366	95
21/07/2019	28,686	24,301	1,011	112
27/07/2019	27,405	30,212	1,896	113
02/08/2019	28,199	29,756	1,216	126
08/08/2019	26,155	30,667	1,208	144
14/08/2019	30,170	31,495	1,170	92
20/08/2019	31,702	30,477	1,000	110
26/08/2019	29,352	27,099	974	161
01/09/2019	28,272	28,192	678	134

Fecha de descarga	organico OR organicos	organica OR organicas	#organico OR #organicos	#organica OR #organicas
07/09/2019	20,675	33,181	614	103
13/09/2019	31,286	27,757	715	101
19/09/2019	13,463	29,587	580	93
25/09/2019	27,514	27,544	624	109
02/10/2019	28,473	29,860	580	126
09/10/2019	31,827	26,086	789	124
TOTAL	760,869	761,546	32,308	4,386

Fuente: elaboración propia.

Así, se obtuvieron 1,559,109 registros totales tras la sumatoria de los registros totales obtenidos por cada método de búsqueda (Cuadro 6).

Cuadro 6. Registros totales

Archivo	Total de registros recopilados
organico OR organicos	760,869
organica OR organicas	761,546
#organico OR #organicos	32,308
#organica OR #organicas	4,386
TOTAL	1,559,109

Fuente: elaboración propia.

Con los datos del Cuadro 5, se realizaron dos gráficos de dispersión para ilustrar la cantidad de datos extraídos con cada combinación de palabras en las fechas de descarga establecidas (Figura 10 y Figura 11). Debido a que con las *keywords* de descarga “organico OR organicos” y “organica OR organicas” se obtuvo una mayor cantidad de registros que con los *hashtags* “#organico OR #organicos” y “#organica OR #organicas”, se realizaron dos gráficos por cada par de palabras antes mencionadas. Esto permitió identificar con mayor facilidad tres aspectos: i) la búsqueda con *hashtags* arrojó menor cantidad de datos, ii) algunas combinaciones de palabras son más estables que otras (se utilizan de manera frecuente) y iii) existen “picos” que sobresalen en determinadas fechas, esto indica que hubo “eventos” en las que el tópico “orgánicos” fue altamente mencionado y/o retuiteado.

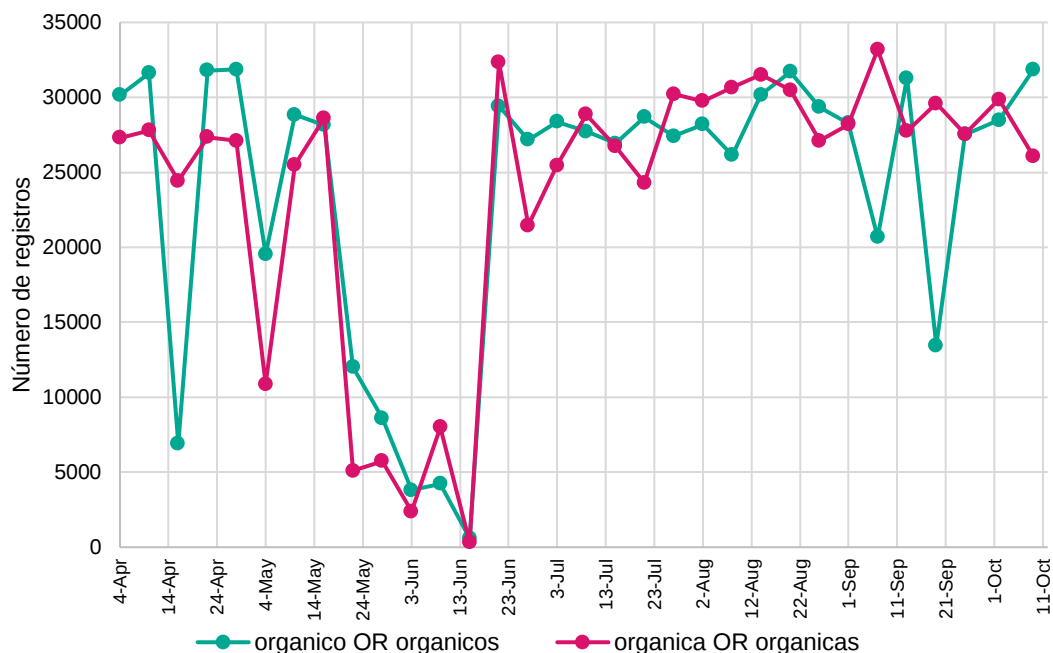


Figura 10. Registros obtenidos con las *keywords* de búsqueda: organico OR organicos y organica OR organicas

Fuente: elaboración propia.

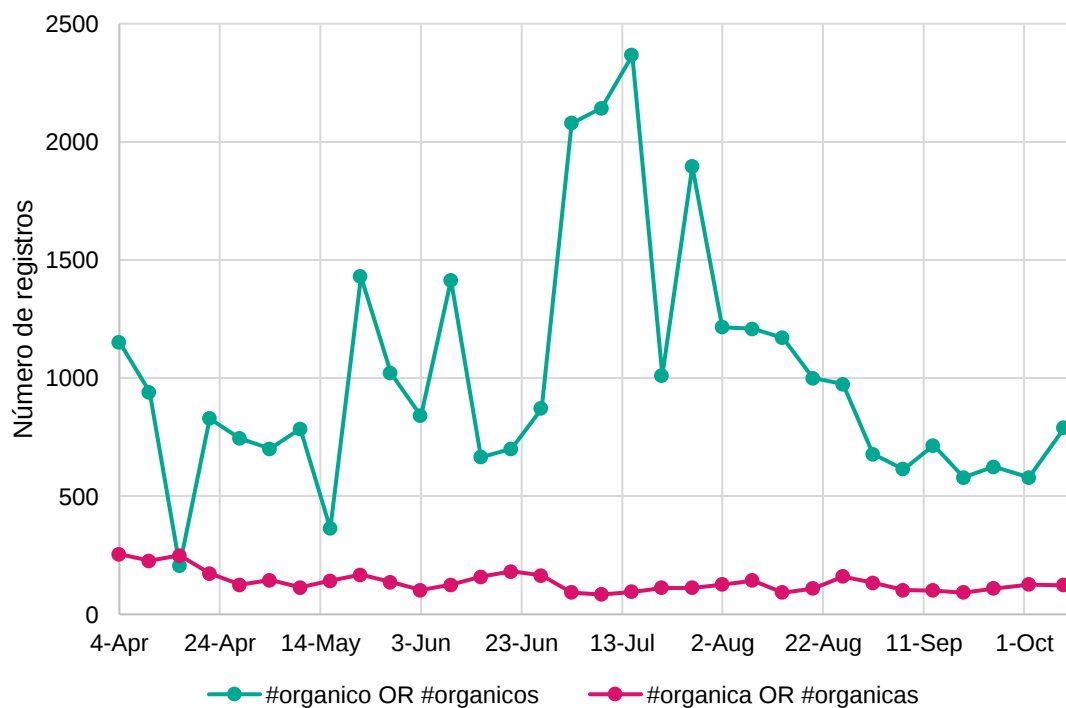


Figura 11. Registros obtenidos con los *hashtags* de búsqueda: #organico OR #organicos y #organica OR #organicas

Fuente: elaboración propia.

4.2. Organización de los datos

Las combinaciones de palabras para la extracción de datos generaron múltiples archivos en diferentes fechas, por lo tanto, se editaron los datos en un archivo único general en Microsoft Excel que reunió todos los datos descargados de las diferentes fechas de descarga. La organización fue de manera vertical, es decir, se agregaron filas con la información de los demás documentos, incorporándose en las columnas correspondientes. Se respetó el orden original de las descargas, así el acomodo de los datos fue cronológico.

En los archivos generados con las descargas, se obtuvieron múltiples variables con datos del usuario y del *tweet*. A continuación, se anexa una breve descripción de las que fueron relevantes para el posterior análisis (Figura 12 y Figura 13).

- a) **Vertex 1.** Contiene el nombre de usuario del emisor del *tweet*.
- b) **Vertex 2.** Contiene el nombre de usuario(s) que se mencionan en el *tweet*, de aquellos que retuitearon el *tweet* original o bien, que lo respondieron.
- c) **Relationship.** Indica si es el *tweet* original, un *retweet*, una mención o una respuesta (*Tweet*, *Retweet*, *Mentions* o *Replies to*).
- d) **Relationship Date (UTC).** Contiene la fecha en formato “día/mes/año, hora” en que fue emitido el *tweet*, *retweet*, mención o respuesta.
- e) **Tweet.** Contiene el *tweet* original.
- f) **URLs in Tweet.** Si el *tweet* original contiene algún vínculo hacia otro sitio web, en esta columna se verá reflejado el(los) URL(s) que llevan a esa página.
- g) **Domains in Tweet.** Contiene información acerca de si el *tweet* fue emitido desde otra red social (Facebook, Instagram, YouTube, ...), desde una plataforma basada en escritorio (Tweetdeck, Twhirl, ...) u otro dominio.
- h) **Hashtags in Tweet.** Contiene los *hashtags* utilizados en el *tweet* en forma de palabra, es decir, sin el signo “#” que lo identifica.
- i) **Media in Tweet.** Si el *tweet* publicado contiene algún archivo multimedia (imagen, video), se verá reflejado el URL que conduce a dicho archivo en esta columna.

- j) **Tweet Image File.** Contiene el URL que conduce a la imagen del *tweet*.
- k) **Tweet Date (UTC).** Contiene la fecha en formato “día/mes/año, hora” en que fue emitido el *tweet*.
- l) **Twitter Page for Tweet.** Contiene el URL que redirecciona al *tweet* original.
- m) **Latitude y Longitude.** Estas variables indican la geolocalización del usuario que emitió el *tweet*, sin embargo, no es visible para todos los casos, debido a que el usuario tiene la posibilidad de restringir este apartado.

Nombre de usuario(s) que: se mencionaron, retuitearon o respondieron		Fecha en que fue emitido el <i>tweet</i> , <i>retweet</i> , mención o respuesta			Tweet original
Vertex 1	Vertex 2	Relationship	Date (UTC)	Tweet	
salinas420ese	ronymanronzone	Retweet	13/04/2019 12:03	#extracto #cannabis #aceite #tintura #topico #	
amh_alex	amh_alex	Tweet	13/04/2019 13:04	Agua súper fresca y alcalina. Un litro de agua	
cristianocrico	cristianocrico	Tweet	13/04/2019 13:06	Feirinha de #organicos do sitio Estalagem Eco	
ciudadlinealvox	soydemadridc	Retweet	13/04/2019 13:12	@MADRID incorporará 36 camiones ec	
ciudadlinealvox	madrid	Mentions	13/04/2019 13:12	@MADRID incorporará 36 camiones ec	
soydemadridc	madrid	Mentions	12/04/2019 14:20	@MADRID incorporará 36 camiones ec	
lagean24	soydemadridc	Retweet	13/04/2019 13:15	@MADRID incorporará 36 camiones ec	
lagean24	madrid	Mentions	13/04/2019 13:15	@MADRID incorporará 36 camiones ec	
mundodapesquis	nielsenbrasil	Retweet	13/04/2019 13:17	#ConsumerbyNumbers: 38% dos #consumido	
dtttg_alccuau	alccuauhtemocmx	Retweet	13/04/2019 13:31	Al tirar tus residuos separados contribuyes a	

Nombre de usuario emisor

Indica si es el *tweet* original, un *retweet*, una mención o una respuesta

Figura 12. Visualización de variables obtenidas con NodeXL Pro
Fuente: elaboración propia con imagen obtenida de NodeXL y Microsoft Excel.

URLs in Tweet	Domains in Tweet	Hashtags in Tweet	Media in Tweet	Tweet Image File	Tweet Date (UTC)	Twitter Page for Tweet
ART#organic #orga		organic organicfor	https://pbs.twimg.com/m	https://pbs.twimg.com/m	13/04/2019 15:02	https://twitter.com/manga
https://www.instagram.com	instagram.com	beneficios productos orgánicos colon	https://pbs.twimg.com/pr	https://pbs.twimg.com/pr	13/04/2019 15:12	https://twitter.com/kbello
https://www.etsy.com	etsy.com	ojos alma belleza	https://pbs.twimg.com/m	https://pbs.twimg.com/m	13/04/2019 15:33	https://twitter.com/kelebe
is separados contri		recolección	https://pbs.twimg.com/pr	https://pbs.twimg.com/pr	13/04/2019 15:59	https://twitter.com/citlalyf
https://www.plaf.com.mx	com.mx	felizábado seguii	https://pbs.twimg.com/m	https://pbs.twimg.com/m	13/04/2019 16:06	https://twitter.com/mexicc
https://egolalaer.blogspot.com	blogspot.com	bioglidle lubricant	https://pbs.twimg.com/m	https://pbs.twimg.com/m	13/04/2019 16:28	https://twitter.com/egolal
ionales que cautiv.		cocinainternacion	https://pbs.twimg.com/m	https://pbs.twimg.com/m	13/04/2019 16:52	https://twitter.com/joy_ve
, te esperamos! @i				http://abs.twimg.com/stic	13/04/2019 17:06	https://twitter.com/todo_c
, te esperamos! @i				http://abs.twimg.com/stic	13/04/2019 17:06	https://twitter.com/todo_c

Figura 13. Visualización de variables obtenidas con NodeXL Pro
Fuente: elaboración propia con imagen obtenida de NodeXL y Microsoft Excel.

4.3. Edición de los datos

La etapa correspondiente a la edición de datos fue un paso intermedio esencial para garantizar la calidad del análisis. La edición de las bases de datos consistió en los pasos enlistados a continuación:

1. Eliminar duplicados.

Debido a que las extracciones de datos se realizaron cada seis días, y la API de Twitter permite obtener datos de siete días anteriores, se realizó una primera edición para eliminar los *tweets* duplicados.

2. Lectura de los *tweets*.
3. Identificación de temas y cuentas.
4. Eliminación de registros no relacionados al tema de investigación.

Se eliminaron de la base de datos aquellos *tweets* que, a pesar de contener alguna de las palabras de búsqueda, no estaban relacionados con el objeto de estudio, tales como el ejemplificado en la Figura 14, que contiene la palabra “orgánica”, pero no habla de productos orgánicos, sino de leyes (Ley Orgánica) que no están relacionadas con el tema de investigación.



Figura 14. Ejemplo de tweet con la palabra de búsqueda y tema no relacionado
Fuente: elaboración propia con imagen obtenida desde el usuario @NoticiasACA, Twitter.

Para proceder a la edición de datos se realizó una revisión de los cuatro tipos de archivos generados, en esta fase se identificó que los archivos de “organico OR organicos” y “organica OR organicas” contenían muchos registros “basura”, es decir, registros que no eran de utilidad para la investigación. Por este motivo se decidió continuar con la edición y análisis únicamente de los archivos generados con las búsquedas que contenían *hashtags*: “#organico OR #organicos” y “#organica OR #organicas”.

Así, la base de datos para las fases posteriores contenía los datos que se muestran en el Cuadro 7.

Cuadro 7. Registros para base de datos

Archivo	Total de registros recopilados
#organico OR #organicos	32,308
#organica OR #organicas	4,386
Total	36,694

Fuente: elaboración propia.

Con los datos del Cuadro 5 correspondientes a los datos descargados con el uso de *hashtags*, se generó un gráfico de dispersión (Figura 15) de las frecuencias acumuladas de los registros obtenidos en cada descarga, siendo la descarga final (09 de octubre) el número total de filas que tuvo la base de datos. Con ellos se pudo identificar que los *hashtags* #organico(s) son más populares entre los usuarios que #organica(s).

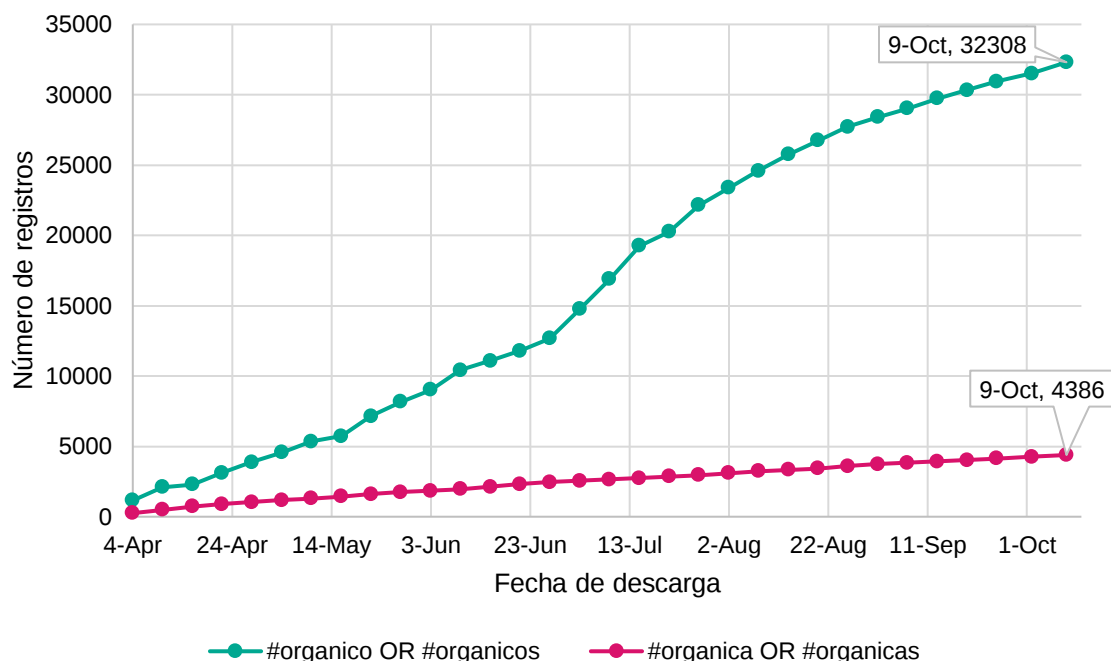


Figura 15. Número de registros acumulados de los archivos: #organico OR #organicos y #organica OR #organicas

Fuente: elaboración propia.

Después del proceso de edición mencionado al inicio de este apartado, se obtuvieron los resultados mostrados en el Cuadro 8. Así, de una base inicial de 36,694 registros, se mantuvo el 48% para el proceso de unión de archivos, esto es 17,489 registros.

Cuadro 8. Base de datos después de edición

Archivo	Registros recopilados	Registros duplicados ^a	Total sin duplicados ^b	Registros eliminados ^c	Base final ^d
#organico OR #organicos	32,308 100%	10,145 31%	22,163 69%	7,013 32%	15,150 47%
#organica OR #organicas	4,386 100%	1,594 36%	2,792 64%	453 16%	2,339 53%
TOTAL	36,694 100%	11,739 32%	24,955 68%	7,466 30%	17,489 48%

^aObtenido a partir de los registros recopilados

^bObtenido a partir de los registros recopilados

^cObtenido a partir del total sin duplicados

^dObtenido a partir de los registros recopilados

Fuente: elaboración propia.

Posteriormente, se unieron ambos archivos editados con la finalidad de obtener una base de datos única, y se repitió el proceso de eliminación de duplicados, debido a que se detectó que algunos usuarios utilizan diversos *hashtags* al momento de publicar un *tweet*. Con este paso, se detectaron 64 registros duplicados, por lo que la base final se conformó de 17,425 registros (Cuadro 9) utilizados para la visualización y los diferentes análisis aplicados.

Cuadro 9. Base de datos general

Archivo	Registros totales
#organico OR #organicos	15,150
#organica OR #organicas	2,339
Total	17,489
Registros duplicados	64
Registros de la base de datos final	17,425
<i>Tweets</i> únicos	14,329

Fuente: elaboración propia.

Cada registro obtenido contiene un ID para identificar al *tweet* original, este se encuentra en la columna “AC” titulada “Imported ID”. Y como se mencionó anteriormente, el número de registros no necesariamente es igual al número de *tweets* únicos. Por ello, utilizando los ID’s de los 17,425 registros, se realizó el proceso de eliminación de duplicados para obtener la cantidad de *tweets* únicos. Así, el número de *tweets* únicos de la base de datos general fue de 14,329.

4.4. Visualización de la red

Para entender y explicar mejor los resultados obtenidos, se recurrió a la visualización de las redes. Si bien las redes se pueden representar de varias maneras, Wasserman y Faust (2013) estipulan que una de las más útiles es como un grafo. Los grafos “*se han usado ampliamente en el ARS como forma de representar formalmente las relaciones sociales y de cuantificar importantes propiedades estructurales sociales*” (p.122). Cuando se utiliza un grafo como modelo de una red social, los puntos (llamados nodos) representan a los actores, en este caso a los usuarios de Twitter, y las líneas que conectan los puntos se usan para representar los lazos (vínculos) entre esos actores. Además, Meza y

Park (2016) señalan que a través de los gráficos de redes obtenidos con herramientas de software, tales como Gephi y NetDraw, el peso, el color y la posición de estos dos elementos (nodos y líneas) se pueden relacionar con cualquier otro dato (como las medidas de centralidad).

En este sentido, Del Fresno García et al. (2015) afirman que desde el punto de vista del ARS uno de los aspectos más significativos de Twitter para la investigación es que facilita al menos dos tipos de relaciones explícitas significativas y diferenciales: *retweets* y menciones o respuestas (son más significativas que las relaciones de seguidores-seguidos). En los *retweets* (ver Cuadro 1) un alto *indegree*, puede inferirse como la habilidad de un sujeto en su rol de productor-emisor (micromedio) de información significativa para terceros. En las menciones y respuestas, el *indegree*, puede inferirse como la habilidad de un sujeto para establecer relaciones dialógicas con otros. En ambos casos, un alto *indegree* puede ser utilizado como medida de influencia.

Finalmente, cabe la existencia de individuos que destaquen en ambos tipos de relaciones explícitas, esto es que reúnan las habilidades de grandes productores-emisores de información circulando por la red y, al mismo tiempo, con altas habilidades relacionales capaces de establecer relaciones dialógicas con un gran número de nodos en su red (Del Fresno García et al., 2015).

Asimismo, 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 tal motivo, para la presente investigación, se planteó analizar y generar la visualización de las siguientes redes:

1. Red general
2. Red de *retweets*
3. Red de menciones

Para la visualización de la red general se utilizaron las columnas “Vertex 1” y “Vertex 2” de la base de datos final, posteriormente se realizó una partición de

esta, de acuerdo con las características presentes en “Relationship”; derivado de este proceso se obtuvieron las dos redes adicionales: red de *retweets* y red de menciones y replis to. Los datos se dividieron como se muestra en la Figura 16.

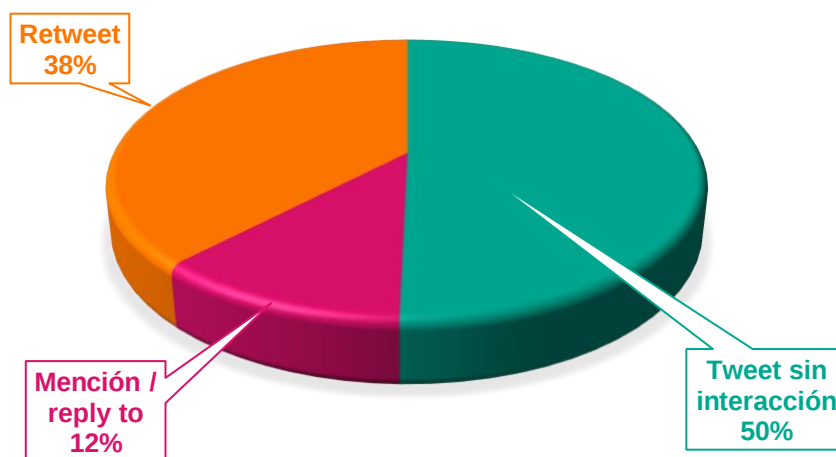


Figura 16. Segmentación de la red general

Fuente: elaboración propia.

Una vez generados los archivos, se realizaron las visualizaciones de red correspondientes a cada uno, obteniendo como resultado la Figura 23, Figura 24 y Figura 25.

4.5. Análisis de datos

El análisis de datos se realizó en varias etapas. Primero se analizó el texto de todos los *tweets* emitidos por los usuarios, con la finalidad de identificar las palabras más importantes. Después, para la parte correspondiente a las redes sociales, se planteó una serie de pasos (Figura 17) que permitió dar respuesta a las preguntas de investigación planteadas en la primera sección de este documento.

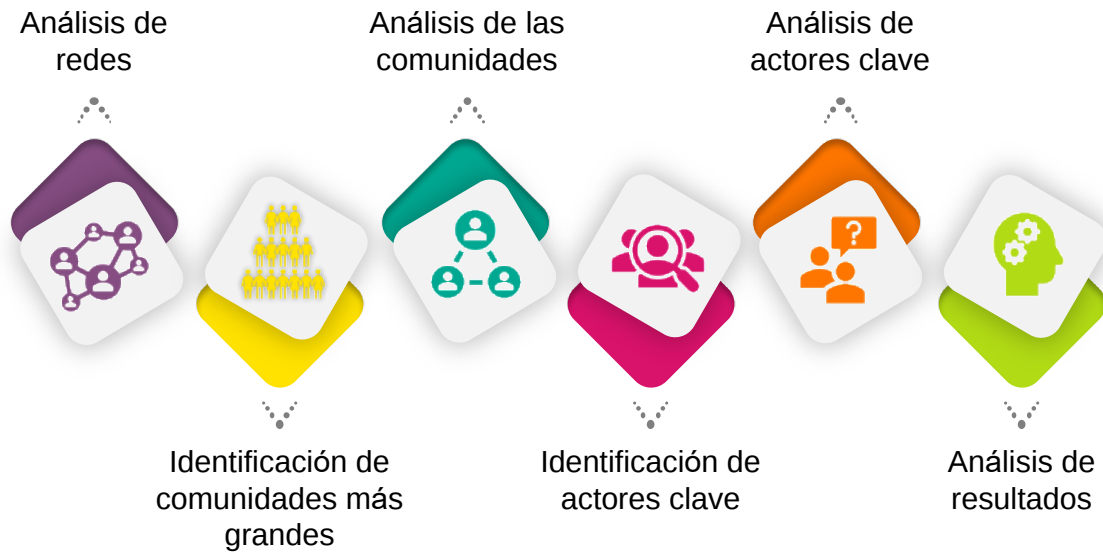


Figura 17. Proceso del análisis de datos

Fuente: elaboración propia.

Para la primera parte, se analizó el texto capturado en la columna “*Tweet*” de la base de datos (ver Figura 12), el cual corresponde a los *tweets* originales emitidos por los usuarios. Se sistematizó la información en un documento Word, para ser transformado a PDF. Posteriormente se analizó el archivo en la plataforma de libre acceso “Nube de palabras” (<https://www.nubedepalabras.es>), herramienta digital que sirve para generar nubes de palabras (así como la lista de frecuencia de las mismas) a partir de cualquier texto, siguiendo la lógica “a mayor frecuencia de la palabra, mayor tamaño dentro de la nube”.

Después de examinar el texto de los *tweets* se obtuvo la lista de todas las palabras existentes con su respectiva frecuencia y se procedió a editarla. Se eliminaron las conjunciones y preposiciones y se fusionaron palabras iguales, pero que por cuestiones ortográficas fueron divididas por el programa, ej. “*café* y *cafe*”, “*fertilización* y *fertilizacion*”. Con la lista editada, se procedió a la obtención de estadísticos descriptivos (máximo, cálculo de frecuencias) para establecer cuáles eran las palabras más recurrentes, los productos más populares y las palabras mayormente asociadas a los productos orgánicos por parte del usuario.

Posteriormente, se identificaron las 100 palabras mayormente mencionadas (Cuadro 10) y, a partir de esa lista, se generó una nube de palabras (Figura 22)

en Wordle, aplicación instalable que, al igual que “Nube de palabras” es de libre acceso y sirve para generar imágenes a partir del texto proporcionado, dando mayor importancia a las palabras que aparecen con mayor frecuencia en el texto fuente.

Para el análisis correspondiente a la parte de redes, se utilizó el enfoque teórico y metodológico del ARS. Se utilizó Ucinet 6, un paquete de software para analizar datos de redes sociales que además incluye una herramienta de visualización llamada NetDraw (S. P. Borgatti, Everett, & Freeman, 2002).

De manera complementaria se utilizó Gephi, un software libre de código abierto para la visualización interactiva y exploración de todo tipo de redes y sistemas complejos, dinámicos y grafos jerárquicos (Del-Fresno-García et al., 2016).

En lo que respecta al procedimiento, primero se analizaron las redes previamente generadas (general, *retweets* y menciones y respuestas) para obtener la cantidad de *tweets*, número de usuarios únicos, número de vínculos existentes y número total de comunidades. Después se identificaron las 10 comunidades más grandes de la red de *retweets* y de la red de menciones y respuestas, y se realizó el análisis correspondiente para obtener los indicadores: centralización por *indegree*, centralización por *outdegree* y densidad. Como cuarto paso, se identificaron seis actores clave de cada comunidad, siendo seleccionados los tres usuarios con mayor grado de entrada y tres con mayor grado de salida, con lo que se obtuvieron 120 actores en total (60 por red).

A continuación, se efectuó un análisis de la biografía y el contenido de cada usuario clave en Twitter para obtener elementos de su perfil demográfico, tales como el país en el que residen y su ocupación. Para algunos casos, ambas variables estaban declaradas en la biografía del usuario, sin embargo, en los casos contrarios, se determinaron con base en el contenido publicado (*tweets*). Las categorías de la variable “tipo de actor” se obtuvieron identificando la ocupación de cada usuario. Se registraron 13 ocupaciones específicas (ambientalista, asociación, certificadores, comerciante, consumidor,

dependencia de gobierno, fotógrafo, informativo, noticiero, periodista, político, productor y sacerdote) y se creó la categoría “otros” para los usuarios en los que no se pudo determinar a qué se dedicaban, sin embargo, debido a que la frecuencia de algunas ocupaciones era mínima (1), se realizó una recategorización para fines del análisis, las categorías “noticiero” y “periodista” se agregaron a “informativo”, y “fotógrafo” y “sacerdote” se incluyeron en “otros”, por tanto, se obtuvieron 10 categorías generales (Figura 29).

4.5.1. Definición de variables

Para la definición de variables se parte de la idea que la estructura de la red puede explicarse principalmente por los siguientes indicadores de red, definidos por Wasserman y Faust (2013):

X₁: Centralidad de grado: Aborda la cuestión de qué nodos son los más importantes o centrales en una red y se refiere al número total de enlaces a un nodo, pero no indica la calidad del enlace. La centralidad está relacionada con la influencia y capacidad de difusión en red. El *degree* (centralidad) de un nodo se calcula como la suma de *indegree* (grado entrante) y *outdegree* (grado saliente).

X₂: *Indegree*: Número de conexiones que apuntan hacia un nodo.

X₃: *Outdegree*: Número de conexiones que se originan en un nodo apuntando hacia otros nodos.

X₄: Modularidad: La modularidad de la estructura de la red es una medida de la calidad del agrupamiento, una red dividida en un conjunto de subgrafos interconectados. La modularidad captura la medida en que los clústeres se desconectan entre sí (un rango de valores, de 0 a 1), distinguiendo entre redes con estructuras divididas en lugar de estructuras unificadas. También ayuda a distinguir entre dos tipos muy diferentes de redes muy densas. Cuanto más alto es el valor de modularidad, más separados están los clústeres, es decir, están menos interconectados (Himelboim et al., 2017).

X₅: Centralización: Mide el grado en que una red está dominada por un solo nodo.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el presente apartado se exponen los resultados de la investigación, así como su contraste con el conocimiento existente. Los hallazgos son presentados y discutidos por objetivo específico, siendo así tres apartados generales. En el primero se analiza la presencia de los productos orgánicos en la red social Twitter, así como la integración de las redes de acuerdo con el tipo de conexión entre usuarios. En el segundo apartado se explican las características de las redes, se identifican las comunidades más importantes y se exponen los indicadores propuestos en la metodología. Finalmente, en el tercer apartado, se analizan los actores clave, se discuten algunos elementos importantes de los mismos, como el tipo de actor que representan y el lugar de procedencia. Finalmente, se presentan estrategias para insertarse en la red de manera exitosa.

5.1. Presencia de productos orgánicos en Twitter

Determinar si existía presencia del tópico “productos orgánicos” en la red social Twitter fue un resultado determinante para la investigación, debido a que la continuidad del segundo y tercer objetivo dependían de la respuesta positiva de este. A continuación, se presentan los resultados.

La determinación de la presencia del tópico tuvo una respuesta positiva, debido a que se vio reflejada en primera instancia al obtener 58,861 registros en la primer captura indirecta de datos desde Twitter (Del-Fresno-García, 2014) a través de NodeXL con la búsqueda de las palabras clave establecidas (ver Cuadro 5), comprobando que sí era un tema que se ha venido posicionando en la red y entre los usuarios.

Posteriormente, tras finalizar el proceso de extracción de datos de 6 meses, la base de datos depurada se conformó de 17,425 registros, mismos que contenían 14,329 *tweets* únicos, publicados por 5,732 cuentas diferentes. Del total de usuarios, 63.5% publicó únicamente un *tweet*, 33.2% tuiteó entre 2 y 10 ocasiones, 3.0% de 11 a 100, y sólo el 0.3% (11 usuarios) publicó más de 100 *tweets*. El número máximo de *tweets* emitidos por una cuenta fueron 955.

Por otra parte y con el objetivo de identificar la frecuencia de publicaciones, se realizó el análisis de la cantidad de *tweets* publicados por semana, para ello se utilizó la fecha en que fue emitido el *tweet* original (sin tomar en cuenta la hora), y se agruparon por semanas (7 días), como se muestra en la Figura 18.

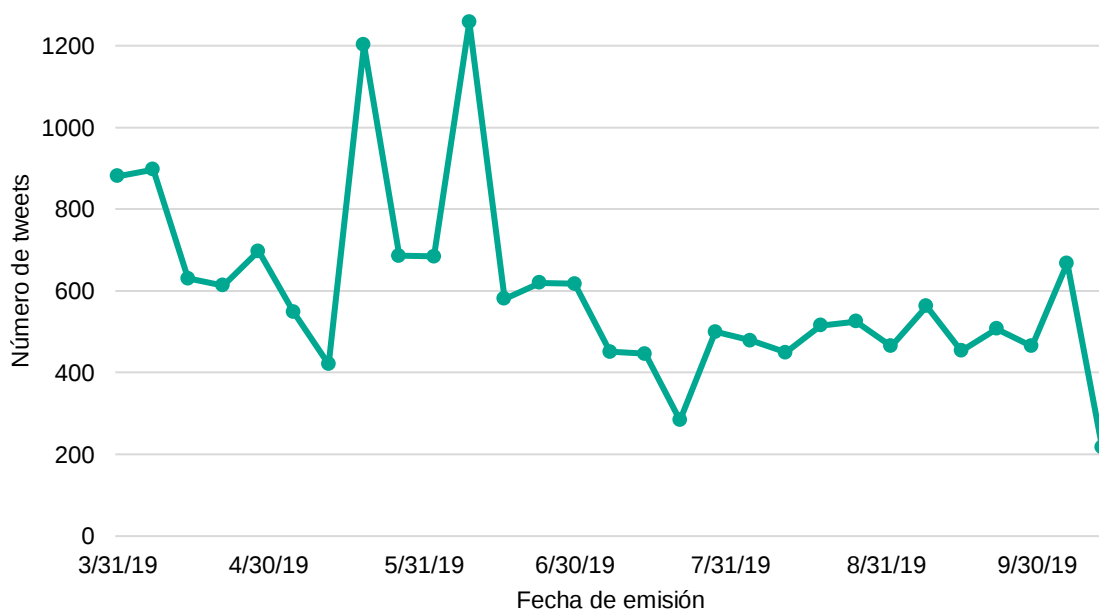


Figura 18. Cantidad de *tweets* publicados por semana

Fuente: elaboración propia.

La presencia del tópico no fue lineal, existieron variaciones semanales. El mínimo de *tweets* emitidos se presentó en la segunda semana de octubre, con un total de 217, seguido de la tercera semana de julio con 284 *tweets*. Las semanas con mayor número de *tweets* publicados y/o retuiteados fueron la tercera semana de mayo y la segunda semana de junio, con 1,202 y 1,258, *tweets* respectivamente.

Después de analizar los dos eventos con mayor número de *tweets*, se encontró que el principal detonador en ambos fue el usuario @andretrig, periodista brasileño que utilizó el *hashtag* #organicos para hablar de: i) la protección al medio ambiente (Figura 19) y ii) la importancia de los productos orgánicos en un país que autorizó más de 150 pesticidas en poco más de 4 meses (Figura 20). Debido a la popularidad de este usuario, el impacto de sus mensajes estuvo reflejado en la cantidad de *retweets* obtenidos.



André Trigueiro 
@andretrig

A proteção ambiental não pertence a nenhuma corrente política ou ideológica. Sustentabilidade é sinônimo de sobrevivência. Quem ideologiza o debate ambiental age por ignorância ou má fé.

[#DiadoMeioAmbiente](#) [#LixoZero](#) [#EnergiaLimpa](#)
[#Orgânicos](#) [#Greenbuilding](#) [#MobilidadeSustentável](#)

[Traducir Tweet](#)

4:57 a. m. · 5 jun. 2019 · [Twitter for iPhone](#)

766 Retweets y comentarios 3,2 mil Me gusta

Figura 19. Tweet con mayor impacto
Fuente: Perfil del usuario @andretrig, Twitter.



André Trigueiro 
@andretrig

RT @andretrig: Num país que licenciou mais de 150 agrotóxicos em pouco mais de 4 meses(!!) nunca foi tão importante falar de [#orgânicos](#) No...

[Traducir Tweet](#)



3:31 p. m. · 12 may. 2019 · [Twitter for iPhone](#)

646 Retweets y comentarios 3,1 mil Me gusta

Figura 20. Segundo tweet con mayor impacto
Fuente: Perfil del usuario @andretrig, Twitter.

Por otra parte, para identificar qué tanto están interactuando los usuarios, se analizó la cantidad de usuarios que poseen determinado grado de entrada o salida (Figura 21). La frecuencia más alta (6,842) se dio con dos grados (entrada o salida), esto indica que la mayoría han interactuado en la red en dos ocasiones. Es importante señalar que, a partir de dos grados la frecuencia decrece, es decir, es menor la cantidad de usuarios que interactúa constantemente.

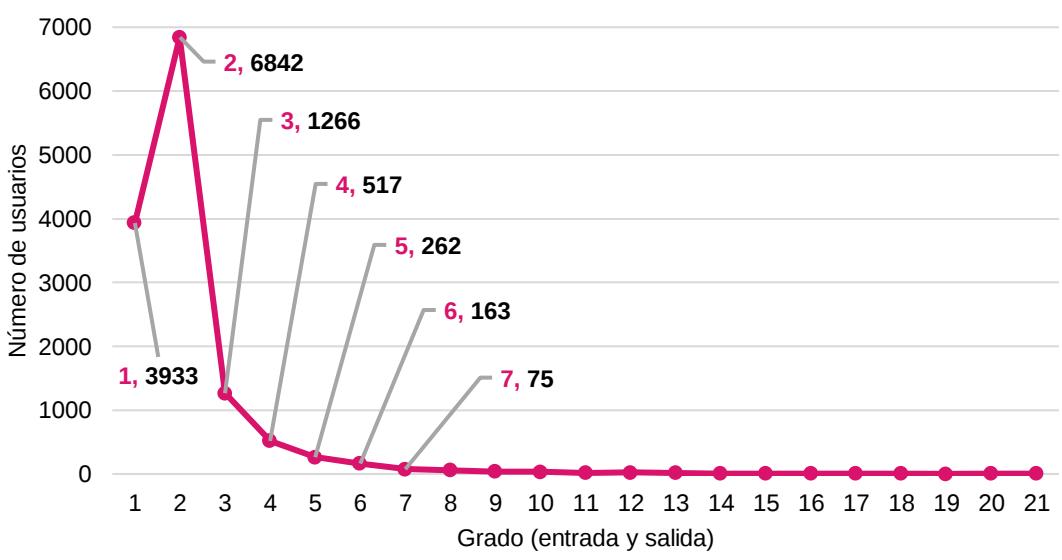


Figura 21. Número de usuarios por grado de entrada y salida
Fuente: elaboración propia.

5.1.1. Tópicos relevantes

Complementario a determinar si se habla de productos orgánicos en Twitter, se analizó el texto publicado en los *tweets* para establecer cuáles son las palabras más recurrentes y así conocer qué se dice en ellos, cuáles son los productos más populares y qué palabras están mayormente asociadas a dichos productos por parte del usuario. Después del análisis del contenido, se generó una lista con todas las palabras existentes y se calculó su frecuencia. Se procedió a eliminar los conectores y se tomaron las 100 palabras más mencionadas (Cuadro 10).

Cuadro 10. Frecuencia de las 100 palabras más recurrentes en *tweets*

Palabra	Frecuencia	Palabra	Frecuencia	Palabra	Frecuencia
Salud	2278	Mejor	378	Feria	168
Belleza	1747	Producción	363	Healthyfood	165

Palabra	Frecuencia	Palabra	Frecuencia	Palabra	Frecuencia
Fitness	1695	Huerta	342	Zerowaste	161
Suplementos	1694	Rico	331	Consumo	160
Compra	1693	Sabor	315	Miel	157
Dieta	1692	Plantas	311	Piel	150
Cosmeticos	1690	Aguacate	310	Sostenible	149
Vitaminas	1689	VidaQuinoa	309	Sustentable	148
Adelgazar	1687	Gourmet	302	Ecofriendly	146
Minerales	1687	Sano	297	Food	140
Musculacion	1687	Cultivo	296	HempCropEs	140
Producto	1605	Almuerzo	294	Spiragrow	138
Natural	1312	Vida	294	Compost	136
Ambiental	1243	Postre	290	Domicilio	135
Vegano	1102	Vino	288	Michoacan	135
Saludable	1043	Artesanal	285	Malbec	132
Abono	992	Menudeldía	284	Medioambiente	131
Alimentos	800	Casero	283	Chef	129
Yucatan	774	Residuos	267	Exportación	128
Merida	773	Calidad	252	Fertilizacion	128
Cosecha	745	Glutenfree	251	Productores	127
Vegetariano	640	Comida	249	Wine	127
Agricultura	623	Sinlactosa	236	Naturaleza	126
Política	602	Huerto	227	Hass	120
EnergiaLimpia	600	Vegan	222	Verde	120
Greenbuilding	600	Reposteria	212	Coco	118
Ideológica	598	Mañana	211	Oaxaca	116
Mercado	593	Frutas	199	Agricultores	114
Agrotóxicos	544	Quinoa	199	Cocinasaludable	106
Cafe	542	Autocultivo	189	Winelover	104
Organicfood	412	Campo	181	Vinoargentino	102
Healthy	407	Agroecologia	178	Compostaje	101
Ecologico	399	Verduras	169	Aceite	100
				Comercio	100

Fuente: elaboración propia.

De esta manera, fue posible examinar si la percepción general del tema “productos orgánicos” en Twitter coincide o difiere con la percepción del consumidor promedio establecida en el subapartado “3.2. Entendiendo al consumidor de productos orgánicos”, ya que dentro de las palabras mayormente mencionadas por los usuarios se encuentran elementos de los factores considerados como influyentes en la actitud del consumidor.

De acuerdo con diversos estudios (Hughner et al., 2007; Juárez, 2014; Melović et al., 2020; Rana & Paul, 2017), el tema “salud” es visto como la principal razón por la que los consumidores adquieren productos orgánicos, y que la conciencia de la salud ha sido considerada como el mejor predictor de la actitud y el comportamiento del consumidor. Además, se expone que el factor “salud” crea una actitud positiva sobre el consumo de alimentos orgánicos como una forma de prevenir enfermedades y se asocia con la dieta. Dicho argumento es soportado con los resultados de esta investigación, ya que por parte de la red social Twitter, la palabra más utilizada por los usuarios en conjunto con el tópico “orgánicos” fue “salud”, mencionada en 2,278 ocasiones (ver Cuadro 10).

Otros factores influyentes encontrados en la literatura revisada (Hughner et al., 2007; Juárez, 2014; Melović et al., 2020; Rana & Paul, 2017; Sambiasi et al., 2016) que están en concordancia con los resultados de esta investigación se presentan a continuación. Se identifica la palabra mencionada en los *tweets* seguida de la frecuencia de uso entre paréntesis.

i. Conciencia de salud y expectativas de bienestar

Además de la palabra “salud”, se identificaron diez palabras que encajan en la categoría establecida como factor positivo para la adquisición de orgánicos, éstas son: fitness (1,695), suplementos (1,694), dieta (1,692), vitaminas (1,689), adelgazar (1,687), minerales (1,687), saludable (1,043), healthy (407), sano (297) y healthyfood (165).

ii. Calidad

La palabra calidad se repitió en 257 ocasiones.

iii. Respeto al medio ambiente y consumo ético

Por la parte del respeto al medio ambiente, se identificaron las siguientes palabras: ambiental (1,243), energíalimpia (600), ecológico (399), agroecología (178), sostenible (149), sustentable (148), ecofriendly (146), medioambiente (131).

iv. Tendencias de moda y estilo de vida único

Uno de los motivos que impulsan la adquisición de productos orgánicos está relacionado con el estatus social y el querer tener estilo de vida lujoso o de moda (Hughner et al., 2007; Rana & Paul, 2017). En este sentido, se identificaron siete palabras clave que los usuarios de Twitter utilizan para evocar a los productos orgánicos. Estas son: belleza (1,747), vegano (1,102), vegetariano (640), gourmet (302) y vegan (222).

v. Conciencia social

Existe la creencia de que los alimentos orgánicos se cultivan localmente (Hughner et al., 2007), bajo este precepto, se identificaron tres palabras asociadas al tema: artesanal (285), casero (283) y autocultivo (189).

Por otra parte, dentro de los resultados del análisis de contenido de los *tweets* se identificaron los productos más populares entre los usuarios, siendo estos: café (542), quinoa (508), vino (415), aguacate (310), miel (157) y coco (118).

De manera complementaria, por la parte del consumo Sambiase et al. (2016) identificaron que mayor cantidad de personas adquieren vegetales orgánicos (94.20%) que frutas (75.36%), sin embargo, en los resultados de esta investigación se encontró que en Twitter los usuarios asocian más las frutas (199) que las verduras (169) a los productos orgánicos.

Finalmente, de manera ilustrativa se realizó una nube de palabras (Figura 22) considerando las más importantes (a mayor tamaño de letra, mayor frecuencia).

que las identifican, asimismo, se identificaron las 10 comunidades más grandes de la red de *retweets* y la red de menciones, para posteriormente identificar a los 3 actores más importantes tanto por grado de entrada como por grado de salida de cada una de ellas.

La identificación de comunidades y sus relaciones entre sí, es esencial para dar sentido a las grandes redes. Blondel, Guillaume, Lambiotte y Lefebvre (2008) indican que la identificación de comunidades es de crucial importancia ya que pueden ayudar a descubrir módulos funcionales desconocidos *a priori*, como temas en redes de información o ciber-comunidades en redes sociales. Por su parte, Himelboim et al. (2017) establecen que las comunidades en Twitter se generan cuando las personas deciden por sí mismas a quién responder, mencionar o retuitear. Y medir las características de las comunidades y la red en la que están integradas, puede mejorar nuestra comprensión de estas vías y, por lo tanto, del flujo de información en las redes sociales.

La identificación y estudio de los actores más importantes reside principalmente en que estos actores son capaces de ejercer cierto tipo de control sobre los medios y mensajes, sobre los otros actores que componen la red por las relaciones que establecen los usuarios con ellos y por la relevancia de los mensajes que emiten y, con ello, pueden ayudar a acelerar cambios y a que cierta información fluya más rápido en la red (Aguilar-Gallegos et al., 2019).

5.2.1. Red general

En primer lugar, se generó la visualización la red general (Figura 23), que está compuesta por 17,425 registros, mismos que contenían 14,329 *tweets* emitidos por 6,667 diferentes usuarios, unidos por 6,521 vínculos directos (Cuadro 11). Se identificaron 2,550 comunidades con una modularidad de 0.962, lo cual indica que su formación es correcta pues está cercana al valor máximo de 1. La comunidad más grande está compuesta por 789 actores. Por otra parte, existen 1,724 comunidades conformadas por un solo usuario, es decir, esos actores no tienen interacción dentro de la red. El mayor grado de entrada presentado por un usuario fue 787, mientras que el de salida fue 72.

De acuerdo con Del Fresno García et al. (2015), desde el punto de vista del ARS uno de los aspectos más significativos de Twitter para la investigación es que facilita al menos dos tipos de relaciones explícitas significativas y diferenciales: *retweets* y menciones o respuestas, mismas que son claves en el método de representación en red propuesto. Por tal motivo, en la red general a las aristas se les agregó el atributo “tipo de relación”, diferenciándose por color: las aristas azules indican *retweet* y las aristas rosas indican mención o respuesta.

Por otra parte, cuando un usuario utiliza ambos medios (*retweet* y mención/respuesta), cuando retuitea diversos *tweets* de un mismo usuario o lo menciona y/o responde constantemente, se aprecia un “peso” diferente en el vínculo, es decir, son “aristas ponderadas” y 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).

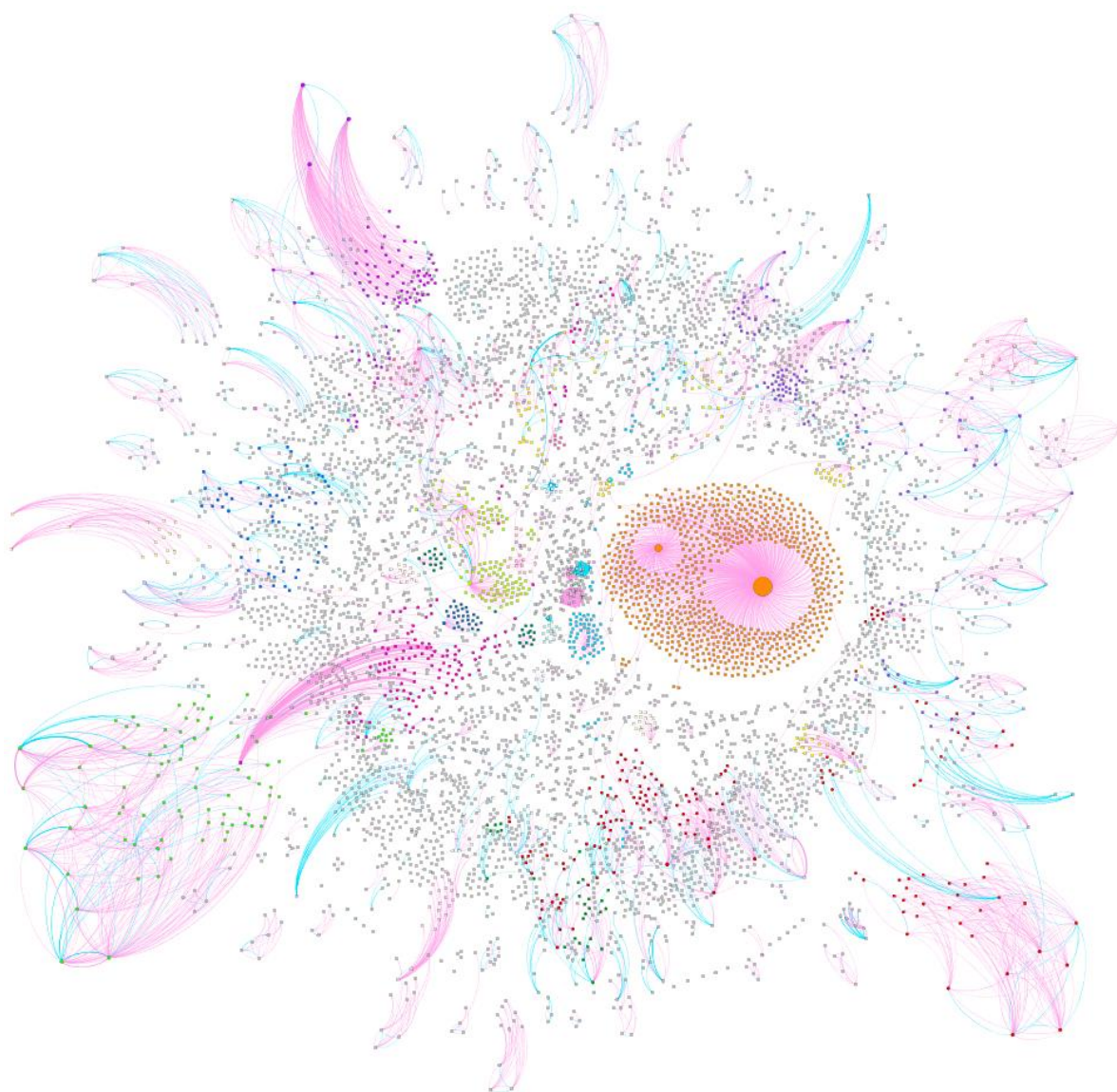


Figura 23. Visualización de la red general

Fuente: elaboración propia con el uso de Gephi.

5.2.2. Red de *retweets*

La red de *retweets* (Figura 24) se formó con 6,596 registros, que hicieron referencia a 1,654 *tweets* originales retuiteados por 4,038 usuarios, unidos por 5,266 vínculos directos (Cuadro 11). Se identificaron 590 comunidades (ilustradas con diversos colores) con una modularidad de 0.950, lo cual indica que su formación es correcta debido a que está cercana al valor máximo de 1.

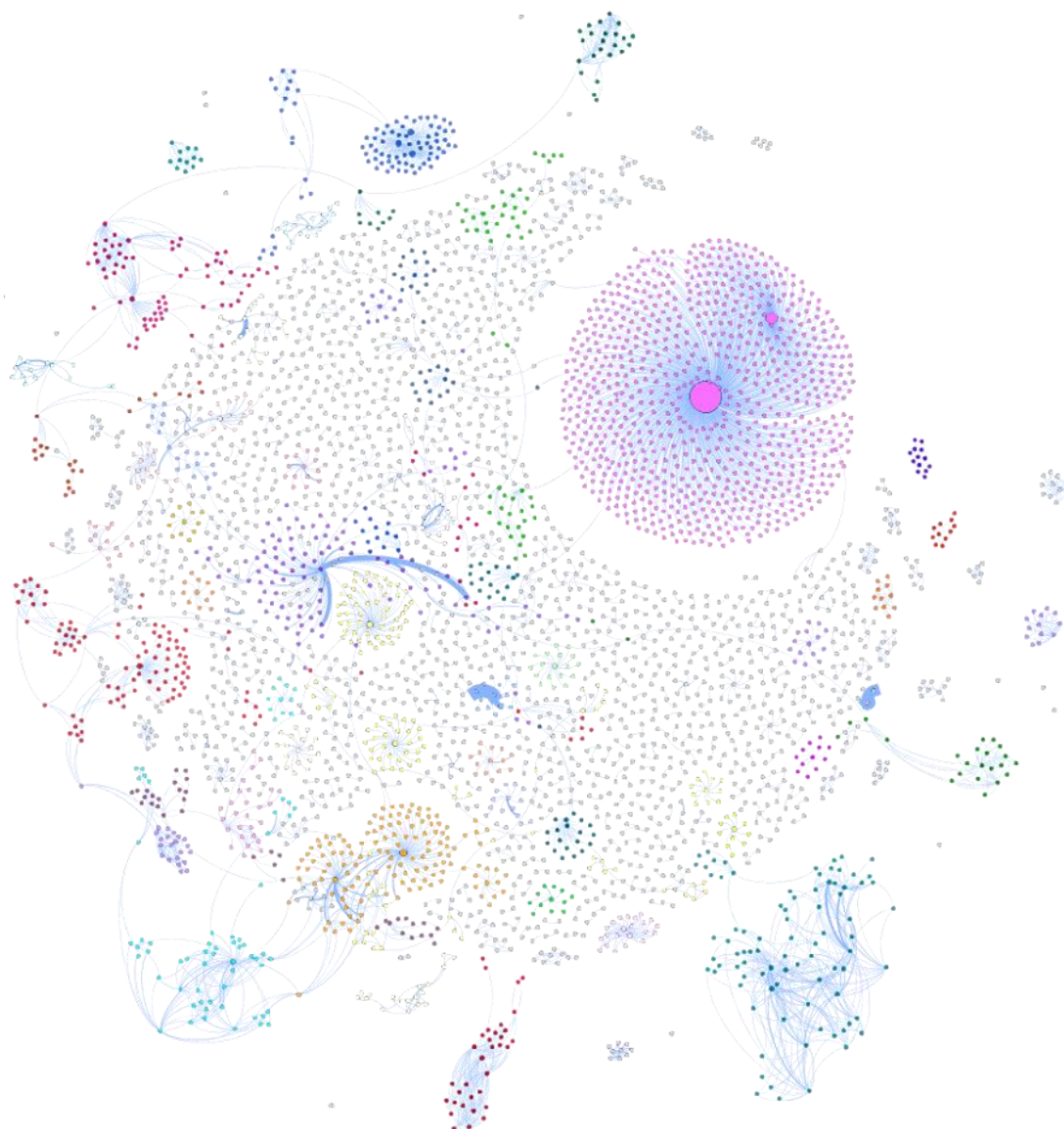


Figura 24. Visualización de la red de *retweets*

Fuente: elaboración propia con el uso de Gephi.

5.2.3. Red de menciones y respuestas

El análisis de la red de menciones y respuestas (Figura 25) se formó por 2,054 *tweets* de 1,779 usuarios, unidos por 1,357 vínculos directos (Cuadro 11). Se utilizó la modularidad en Gephi para identificar a las comunidades asociadas a los *tweets* más relevantes, identificándose 536 comunidades (ilustradas con diversos colores) con una modularidad de 0.984, lo cual indica que su formación es correcta pues está cercana al valor máximo de 1.

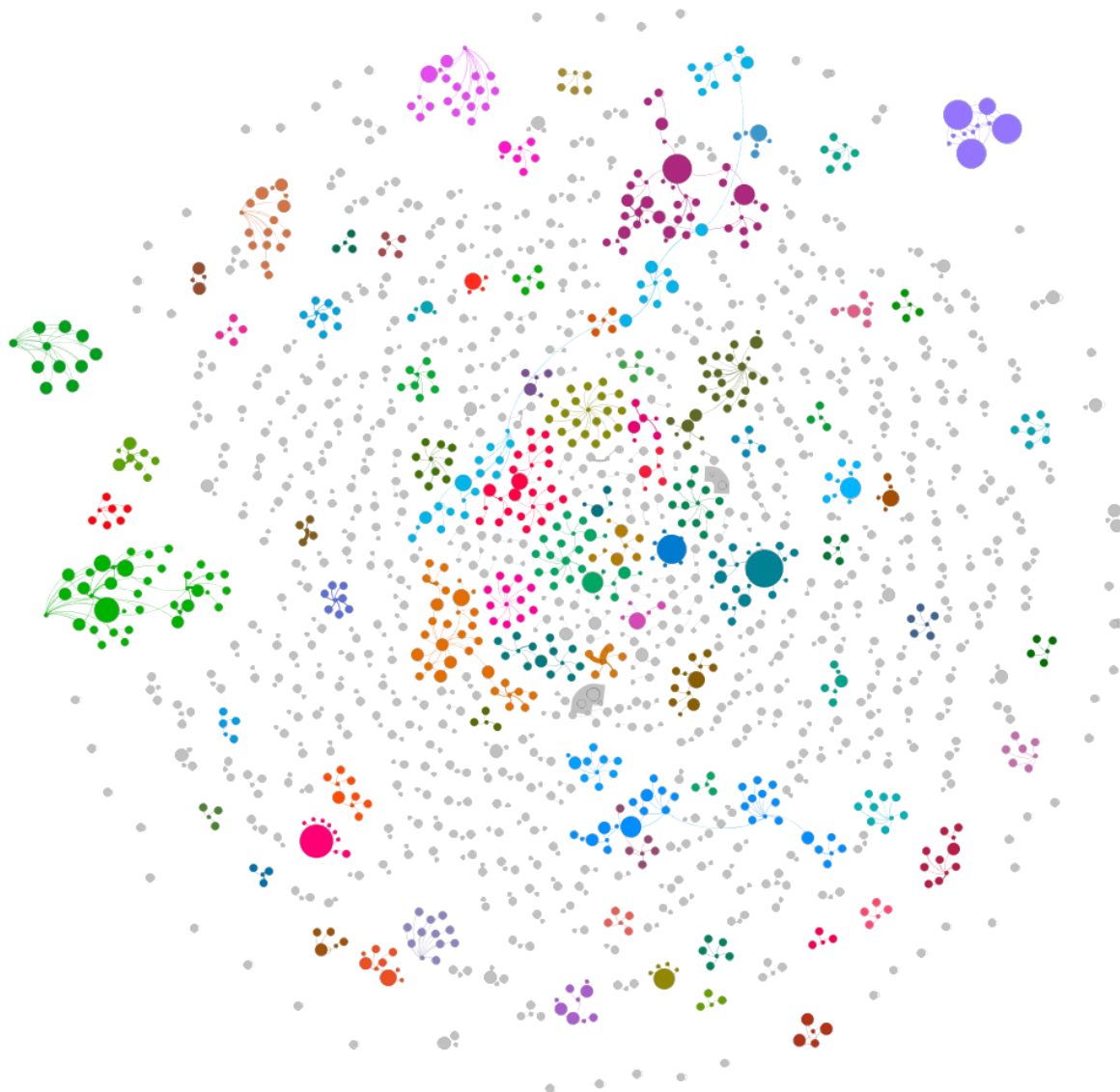


Figura 25. Visualización de la red de menciones y respuestas

Fuente: elaboración propia con el uso de Gephi.

La red general se formó a partir de todos los registros recopilados, mientras la red de *retweets* y la red de menciones y respuestas se formó con algunos de ellos, seleccionados a partir del tipo de relación entre usuarios. La red de *retweets* es considerablemente más grande que la red de menciones, por lo que se puede inferir que los usuarios prefieren retuitear contenido previamente creado, a publicar *tweets* interactuando con otros usuarios.

Por otra parte, la cantidad de comunidades en las redes de *retweets* y menciones y respuestas, no difiere mucho (54 comunidades) a pesar de que las otras variables sí lo hacen, sugiriendo que, en general, las comunidades en la red de menciones son más pequeñas que en la red de *retweets*.

Cuadro 11. Principales indicadores de las redes

Red	Número de <i>tweets</i>	Número de usuarios	Número de vínculos	Número de comunidades	Modularidad
General	14,329	6,667	6,521	2,550	0.962
<i>Retweets</i>	1,654	4,038	5,266	590	0.950
Menciones y respuestas	2,054	1,779	1,357	536	0.984

Fuente: elaboración propia.

5.2.4. Comunidades más importantes de la red de *retweets*

La identificación de comunidades clave se realizó bajo el parámetro “tamaño de la comunidad”, siendo las 10 comunidades más grandes aquellas analizadas. El Cuadro 12 muestra el número de comunidad analizada, el número de usuarios (nodos) que integran la comunidad, el porcentaje que esos nodos representan en la red de *retweets*, el número de aristas que unen a los nodos en la comunidad, el porcentaje que esas aristas representan en la red total (de *retweets*), la centralización por grado de entrada y por grado de salida, y la densidad.

Las 10 comunidades más grandes abarcaron el 37.8% del total de usuarios de la red y el 45.8% de los vínculos. La centralización por *indegree* fue mayor que la de *outdegree* en todas las comunidades, esto indica que hay uno o varios nodos importantes como fuente de información, sin embargo, si la centralización es baja, entonces quiere decir que no hay actores importantes que cumplan este rol (Aguilar-Gallegos et al., 2017). Por otra parte, las 10 comunidades presentan una densidad baja, lo que indica que no existe una alta cohesión en las comunidades. La Figura 26 ilustra estas 10 comunidades.

Cuadro 12. Diez comunidades más grandes de la red de *retweets*

Comunidad	Nº de nodos	Nodos en red total (%)	Nº de aristas	Aristas en red total (%)	Centralización <i>indegree</i> (%)	Centralización <i>outdegree</i> (%)	Densidad (%)
381	785	19.44	1010	19.18	52.27	0.10	0.20
46	121	3.00	163	3.10	9.79	1.67	1.10
194	99	2.45	112	2.13	14.38	0.98	1.20
148	85	2.11	310	5.89	5.05	4.35	4.30
244	85	2.11	221	4.20	82.79	9.83	3.10
425	85	2.11	94	1.79	1.39	7.60	1.30
307	76	1.88	132	2.51	15.15	3.33	2.30
453	67	1.66	164	3.11	27.34	6.38	3.70
272	66	1.63	126	2.39	5.23	3.04	2.90
328	60	1.49	83	1.58	6.33	2.19	2.30

Fuente: elaboración propia.

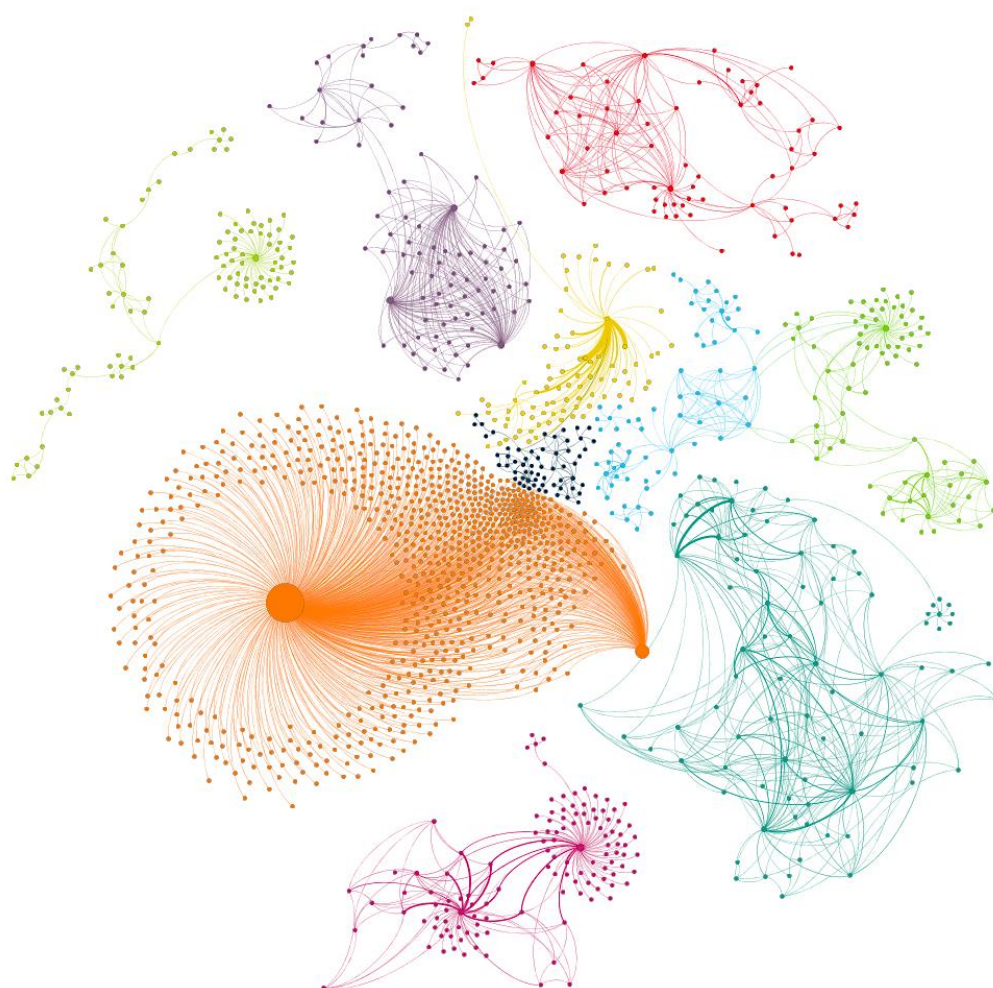


Figura 26. Diez comunidades más grandes de la red de *retweets*

Fuente: elaboración propia con el uso de Gephi.

5.2.5. Comunidades más importantes de la red de menciones y respuestas

Al igual que el Cuadro 12, el Cuadro 13 muestra el número de comunidad analizada, el número de usuarios (nodos) que integran la comunidad, el porcentaje que esos nodos representan en la red de menciones, el número de aristas que unen a los nodos en la comunidad, el porcentaje que esas aristas representan en la red total (de menciones), la centralización por *indegree* y por *outdegree*, así como la densidad.

Cuadro 13. Diez comunidades más grandes de la red de menciones

Comunidad	Nº de nodos	Nodos en red total (%)	Nº de aristas	Aristas en red total (%)	Centralización <i>indegree</i> (%)	Centralización <i>outdegree</i> (%)	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.

Las 10 comunidades más grandes (Figura 27) abarcaron el 16.3% del total de usuarios y el 22.6% de los vínculos. En las comunidades de la red de menciones, a diferencia de la red de *retweets*, la centralización por *outdegree* fue superior que por *indegree*, indicando que uno o varios nodos están mencionando a otros o tratando de posicionarse a través de diversos usuarios.

Dentro de las comunidades de la red de menciones y respuestas, se identificó una comunidad que presenta una centralización por grado de salida del 100%, es decir, es un usuario el que está mencionando a los 19 restantes dentro de la comunidad, formando así una “red estrella” (Figura 28).

Por otra parte, las 10 comunidades presentan una densidad baja, lo que indica que no existe una alta cohesión dentro de ellas. Sin embargo, cabe destacar que

la densidad de las comunidades de la red de menciones es superior a la presentada en las comunidades de la red de *retweets*, lo que indica que los usuarios tienen mejor comunicación entre ellos y existe mayor cohesión en esa red.

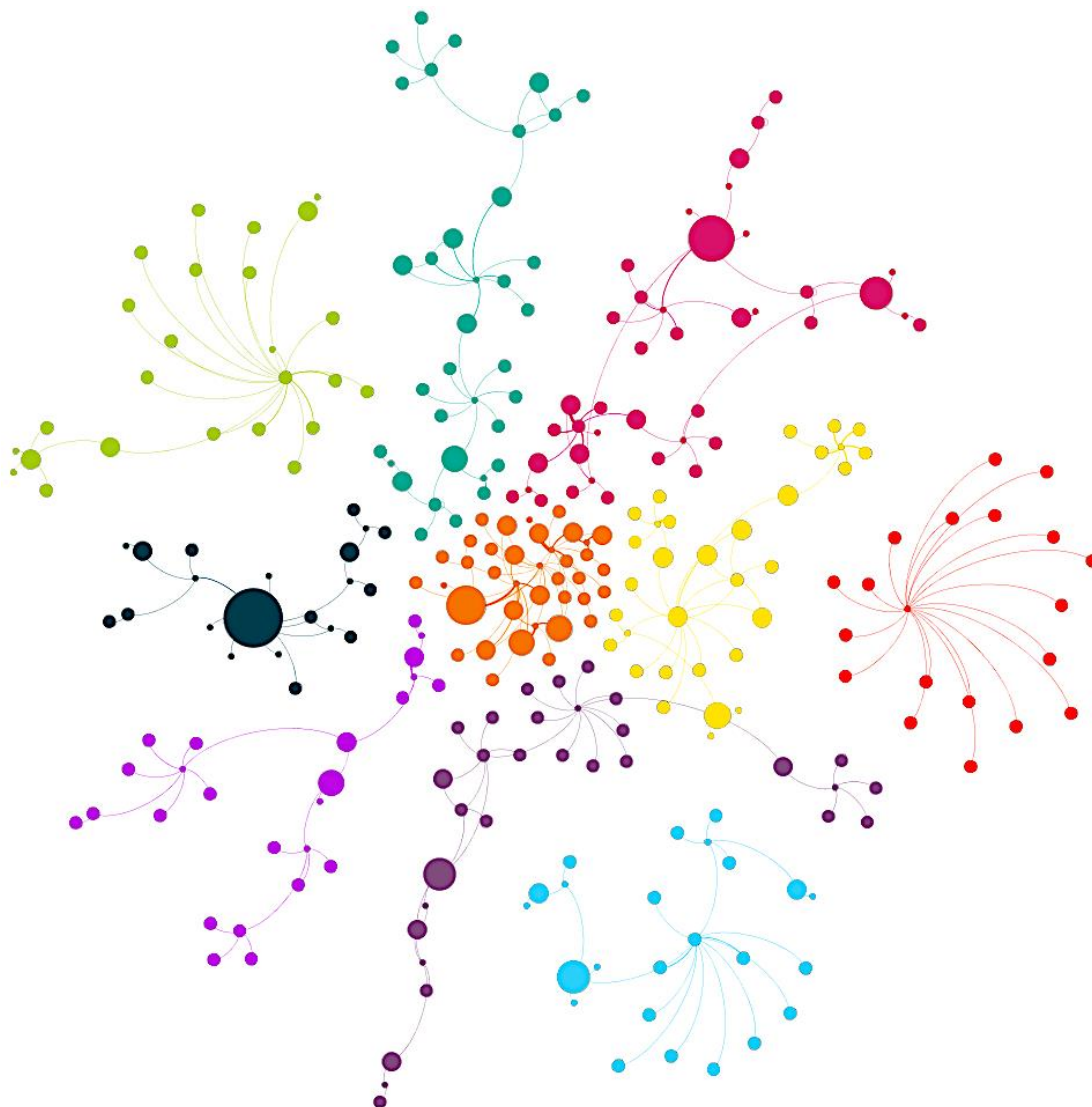


Figura 27. Diez comunidades más grandes de la red de menciones
Fuente: elaboración propia con el uso de Gephi.

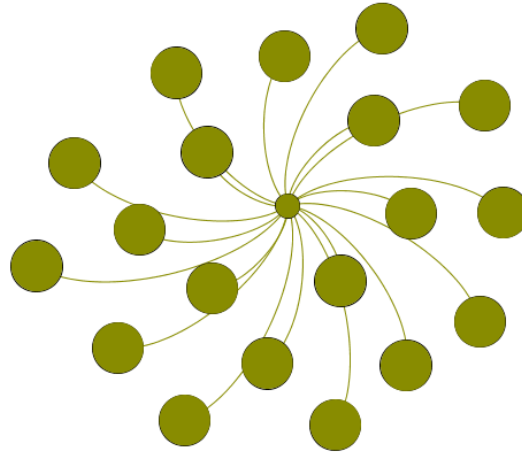


Figura 28. Comunidad 100 de la red de menciones

Fuente: elaboración propia con el uso de Gephi.

Finalmente, y para poder proceder al tercer objetivo específico de la investigación, se realizó la detección de actores clave a través de las 10 comunidades más grandes de la red de *retweets* y de la red de menciones y respuestas. Se identificaron a los 3 usuarios con mayor grado de entrada, así como las 3 cuentas con mayor grado de salida de cada comunidad, obteniendo así 60 actores clave por cada red (30 por *indegree* y 30 por *outdegree*).

Debido a que se obtendrán actores clave por *indegree* y por *outdegree*, se debe tener presente que en la red de *retweets*, los grados de salida los asociamos a las cuentas que retuitean y los grados de entrada a los *tweets* emitidos, mientras que en la red de menciones y respuestas 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 (Aguilar-Gallegos et al., 2019).

Del total de actores clave estudiados (120), se identificaron 102 actores únicos, esto debido a que algunos se repetían en las distintas redes; sin embargo, dos usuarios fueron descartados debido a que las cuentas se encontraban suspendidas, por lo que se analizaron 100 perfiles en total.

En el siguiente apartado se presentan los resultados correspondientes a los actores clave.

5.3. Actores clave

Tras analizar las cuentas de los usuarios clave, se determinó el tipo de actor, país de origen y en algunos casos, el producto dominante por país. Asimismo, se obtuvo el grado de entrada y de salida de cada usuario.

A continuación, se exponen los actores clave por *indegree* y por *outdegree* de cada red.

5.3.1. Actores clave de la red de *retweets*

En el Cuadro 14 se enlistan los 3 usuarios más relevantes por *indegree* de las 10 comunidades más grandes de la red de *retweets*. El actor con mayor grado de entrada (786) es @Andretrig, periodista (informativo) brasileño ubicado en la comunidad 381, que es la más grande de la red. El grado de entrada promedio para los 30 usuarios clave es de 57.166, la desviación estándar es de 144.005 con un coeficiente de variación del 252%, mientras que el grado de salida promedio es de 1.966, la desviación estándar es de 3.727 con un coeficiente de variación del 190%.

Cuadro 14. Actores clave por grado de entrada de la red de *retweets*

Comunidad	Usuario	Tipo de actor	País de origen	<i>Indegree</i>	<i>Outdegree</i>
381	andretrig	Periodista	Brasil	786	2
	globonews	Noticiero	Brasil	226	0
	minc_rj	Político	Brasil	0 (...)*	3
46	aaron_juarez	Productor	México	41	4
	avosfrommexico	Productor	México	13	0
	huertadorada	Productor	México	79	1
194	laredagropy	Comerciante	Paraguay	54	0
	jaarcossanchez	Informativo	España	8	4
	rosbergmartin	Productor	Uruguay	7	0
148	greenbudseeds	Comerciante	España	28	17
	hempcropes	Informativo	España	23	5
	adrycmanellson	Productor	España	31	2
244	dcabellor	Otros	Venezuela	64	0

Comunidad	Usuario	Tipo de actor	País de origen	Indegree	Outdegree
425	elivelas07	Otros	Venezuela	62	0
	nicolasmaduro	Político	Venezuela	62	0
	mximportstore	Comerciante	Estados Unidos	4	1
	tbioflora	Comerciante	México	4	0
	bhattnaturally1	No encontrado	No encontrado	4	0
307	neustru	Ambientalista	España	18	0
	emaya_palma	Asociación	España	16	0
	residuscat	Asociación	España	45	2
453	argencert	Certificadores	Argentina	19	10
	oiacert	Certificadores	Argentina	20	7
	senasaar	Dependencia de gobierno	Argentina	35	0
272	galiciasostible	Asociación	España	11	0
	xunta	Dependencia de gobierno	España	11	0
	gacetinmadrid	Noticiero	España	13	0
	chilealimentos	Asociación	Chile	11	1
328	efoodservice	Asociación	Chile	8	0
	joe_valle	Productor	Brasil	12	0

Fuente: elaboración propia.

*A partir del tercer actor clave identificado, todos tenían el mismo grado de entrada (0).

En el Cuadro 15 se enlistan los 3 usuarios más relevantes por grado de salida de las 10 comunidades más grandes de la red de *retweets*. El usuario con mayor grado de salida fue la comercializadora de Pakistán @rm_salt con 72, que pertenece a la comunidad 425, siendo la sexta más grande de la red. El grado de salida promedio para los 30 usuarios clave es de 9.933 y la desviación estándar es de 12.733 con un coeficiente de variación del 128%, mientras que el grado de entrada promedio es de 2.1 y la desviación estándar es de 5.026 con un coeficiente de variación del 239%.

Cuadro 15. Actores clave por grado de salida de la red de *retweets*

Comunidad	Usuario	Tipo de actor	País de origen	Indegree	Outdegree
381	pedropaulof_	Otros	Brasil	0	2
	minc_rj	Político	Brasil	0	2
	dmauromorelli	Sacerdote	Brasil	0	2
46	claucalderon73	Político	México	1	6
	hctormiguelcan1	Político	México	0	6
	pepe_leyvat	Político	México	0	6

Comunidad	Usuario	Tipo de actor	País de origen	<i>Indegree</i>	<i>Outdegree</i>
194	jaarcossanchez	Informativo	España	8	4
	aleirreverente	Otros	Venezuela	0	5
	nassifalean	Otros	Desconocido	0	4
148	cannaworldsite	Informativo	Canadá	2	19
	cannabisp2p	Otros	Desconocido	0	19
	organicrubio	Productor	España	0	21
244	minec_anz	Dependencia de gobierno	Venezuela	1	11
	crperezalfaro	Otros	Venezuela	3	11
	prof_yurbe	Otros	Venezuela	0	3
425	rkytmnnaturals	Comerciante	Estados Unidos	0	10
	rm_salt	Comerciante	Pakistán	0	72
	raymond_norman	Otros	Estados Unidos	0	2
307	ricardvizcarra	Ambientalista	España	0	6
	tarressolar	Ambientalista	España	0	7
	josepmariatost	Político	España	0	5
453	ciaorganico	Asociación	Argentina	2	11
	argencert	Certificadores	Argentina	19	10
	oiacert	Certificadores	Argentina	20	7
272	gnohales	Ambientalista	España	1	8
	red_espanola	Asociación	España	2	13
	elisendarealp	Político	España	0	7
328	prochile	Dependencia de gobierno	Chile	4	7
	david_orlandini	Fotógrafo	Brasil	0	6
	andygaraycarrie	Periodista	Chile	0	6

Fuente: elaboración propia.

5.3.2. Actores clave de la red de menciones y respuestas

El Cuadro 16 muestra los 3 usuarios más relevantes por *indegree* de las 10 comunidades más grandes de la red de menciones. El usuario con mayor grado de entrada fue la asociación española @foodiberia con 8, que pertenece a la comunidad 163, siendo la novena más grande de la red. El grado de entrada promedio para los 30 usuarios más relevantes es de 2.7 y la desviación estándar es de 1.512 con un coeficiente de variación del 56% (el más bajo presentado en los casos estudiados), mientras que el grado de salida promedio es de 0.566 y la desviación estándar es de 2.238 con un coeficiente de variación del 395%.

Cuadro 16. Actores clave por grado de entrada de la red de menciones

Comunidad	Usuario	Tipo de actor	País de origen	Indegree	Outdegree
339	organictrade	Asociación	Estados Unidos	2	0
	min_agricultura	Dependencia de gobierno	Brasil	6	0
	jairbolsonaro	Político	Brasil	4	0
140	geaseeds	Comerciante	España	3	0
	greenbudseeds	Comerciante	España	5	0
	proxl_spain	Comerciante	España	3	0
116	argencert	Certificadores	Argentina	3	0
	oiacert	Certificadores	Argentina	2	0
	andresmurchison	Político	Argentina	2	0
168	rplanacompost	Ambientalista	España	2	12
	aciertaorganica	Asociación	España	3	0
	red_espanola	Asociación	España	2	0
246	mcentemero	Ambientalista	Italia	2	0
	consorzioicic	Asociación	Italia	4	0
	fatersmart	Asociación	Italia	2	0
47	semarnat_mx	Dependencia de gobierno	México	2	0
	senasica	Dependencia de gobierno	México	2	3
	huertadorada	Productor	México	2	0
53	fsaurio	Consumidor	Argentina	2	1
	alpamanta	Productor	Argentina	2	0
	chakanawines	Productor	Argentina	3	0
16	seae_agroecolog	Asociación	España	2	0
	ciaorganico	Asociación	Argentina	4	0
	matiaslongoni	Periodista	Argentina	2	0
163	ecovalia	Asociación	España	2	0
	feriademadrid	Asociación	España	2	0
	foodiberia	Asociación	España	8	1
100	inakimanero	Informativo	México	1	0
	889noticias	Noticiero	México	1	0
	fernandoabreum	Otros	México	1	0

Fuente: elaboración propia.

En el Cuadro 17 se muestran los 3 usuarios más relevantes por grado de salida (*outdegree*) de las 10 comunidades más grandes de la red de menciones. El usuario con mayor grado de salida fue el ambientalista mexicano @carballosams con 19, que pertenece a la comunidad 100, siendo la décima más grande de la red. El grado de salida promedio para los 30 usuarios clave es de 6.866 y la

desviación estándar es de 4.606 con un coeficiente de variación del 67%, mientras que el grado de entrada promedio es de 0.4 y la desviación estándar es de 0.621 con un coeficiente de variación del 155%.

Cuadro 17. Actores clave por grado de salida de la red de menciones

Comunidad	Usuario	Tipo de actor	País de origen	Indegree	Outdegree
339	chilealimentos	Asociación	Chile	1	6
	katianegouvea	No encontrado	No encontrado	0	6
	paulocbastos	Otros	Brasil	0	7
140	adrycmanellson	Productor	España	0	11
	apez140	Productor	España	0	14
	hcannabicas	Productor	España	0	10
116	i_sdemisalta	Comerciante	Argentina	0	8
	senasaar	Dependencia de gobierno	Argentina	1	5
	alejandrotlca	Otros	Argentina	0	8
168	rplanacompost	Ambientalista	España	2	12
	fearesiduos	Asociación	España	1	5
	sm_informa	Asociación	España	0	7
246	franferrante	Ambientalista	Italia	1	6
	assoambiente	Asociación	Italia	0	11
	edambiente	Informativo	Italia	0	5
47	claucalderon73	Político	México	0	1
	homeroblas	Productor	México	1	17
	huertadorada	Productor	México	2	3
53	clusterswines	Comerciante	Argentina	0	7
	fulanoswines	Comerciante	Argentina	0	4
	guarda14arg	Productor	Argentina	0	5
16	vonfonay	Ambientalista	Argentina	0	5
	caermurcia	Asociación	España	0	3
	southorganics	Comerciante	Estados Unidos	1	11
163	seipasa	Asociación	España	0	3
	revista80dias	Informativo	España	0	3
	merakitvtravel	Noticiero	España	0	4
100	carballosams	Ambientalista	México	0	19
	inakimanero	Informativo	México	1	0
	889noticias	Noticiero	México	1	0

Fuente: elaboración propia.

5.3.3. Características de los actores clave

Como parte de los últimos resultados obtenidos en la investigación, se presentan las características de los actores clave, primero, clasificados de acuerdo con el tipo de actor, posteriormente, respetando la lógica de actores clave por tipo de grado (*indegree* y *outdegree*) de cada una de las redes y, por último, según el país al que pertenecen, incluyendo los productos populares.

De acuerdo con Bilal, Gani, Lali, Marjani y Malik (2019), el proceso de obtención, limpieza y presentación de atributos de un individuo se denomina "perfil de usuario", y éste puede contener información básica como edad, género, educación y ocupación; además, puede resaltar las palabras clave que reflejan las preferencias del usuario. Asimismo, señalan que los datos digitales tienen el poder de predecir los atributos personales de los usuarios. Por ello, se analizó la información de la biografía y el contenido (*tweets*) compartido por los actores clave para realizar el perfil del usuario.

Cabe destacar que, para la clasificación de los actores clave según el tipo de actor (Figura 29) se realizó el conteo con base en los actores únicos, esto es $N=100$, y para la clasificación por tipo de actor según la red y el grado (Figura 32) se contemplaron los 118 usuarios clave (dos usuarios tenían su cuenta suspendida), ya que el objetivo fue identificar qué tan dominante es determinado tipo de actor, por lo que no se trabajó con usuarios únicos.

Se identificaron 14 categorías específicas para tipo de actor, sin embargo, para fines del análisis, las categorías "noticiero" y "periodista" se agregaron a "informativo", y "fotógrafo" y "sacerdote" se incluyeron en "otros", debido a que la frecuencia era mínima (1). Por tanto, se obtuvieron 10 categorías generales (Figura 29).

El 20% ($N=100$) de los usuarios estudiados son asociaciones, en la categoría "otros" se concentra el 14%, seguido de actores que se dedican a proporcionar información (13%) y de productores de orgánicos (13%); doce comercializadores de productos orgánicos forman parte de los actores clave y, los ambientalistas y

políticos están presentes con el mismo porcentaje (9%). Las dependencias de gobierno de diferentes países se encuentran en menor porcentaje (7%) al igual que los certificadores (2%), finalmente, con un porcentaje menor (1%) se encuentra un consumidor.

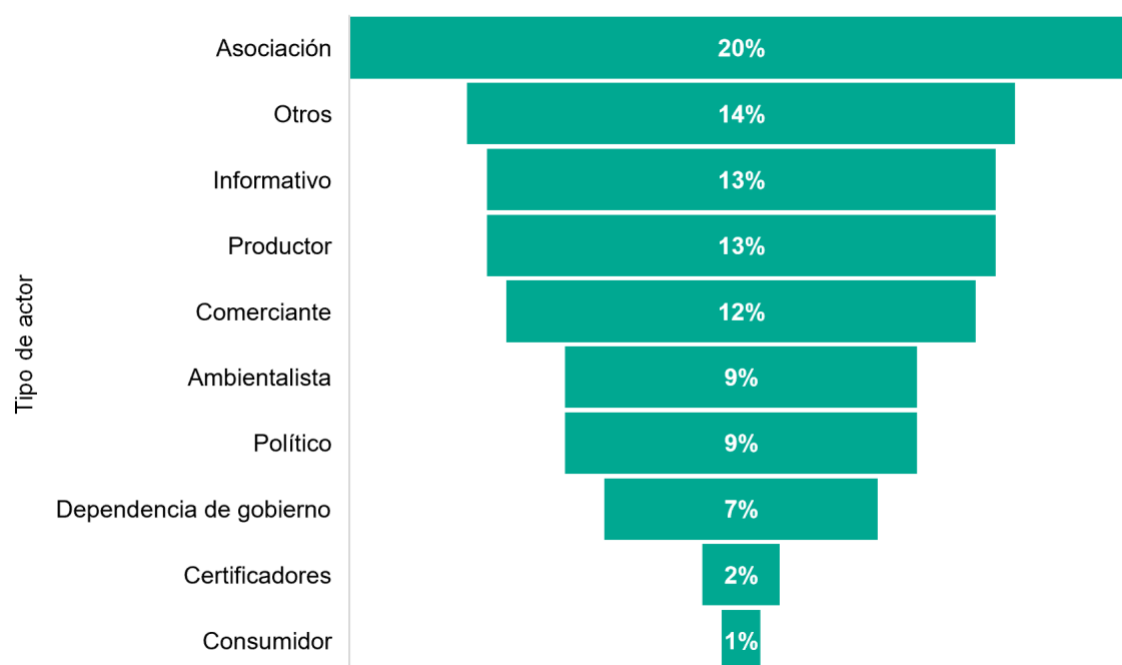


Figura 29. Clasificación de los actores clave según el tipo de actor (N=100)
Fuente: elaboración propia.

Siguiendo la lógica de segmentación de actores clave por tipo de grado (*indegree* y *outdegree*) de cada una de las redes, se trasladaron las diez categorías para identificar qué tipo de actor es dominante, primero por tipo de red, es decir, por red de *retweets* y red de menciones y respuestas (Figura 30), y después diferenciando por tipo grado (Figura 32).

Las diferencias más significativas entre redes en lo que respecta a los actores clave, se dan en las categorías “asociación”, “certificadores” y “político”, que, si bien están presentes en ambas, lo están en mayor medida en alguna de ellas. Por otra parte, la categoría “consumidor” esta presente únicamente en la red de menciones y respuestas.

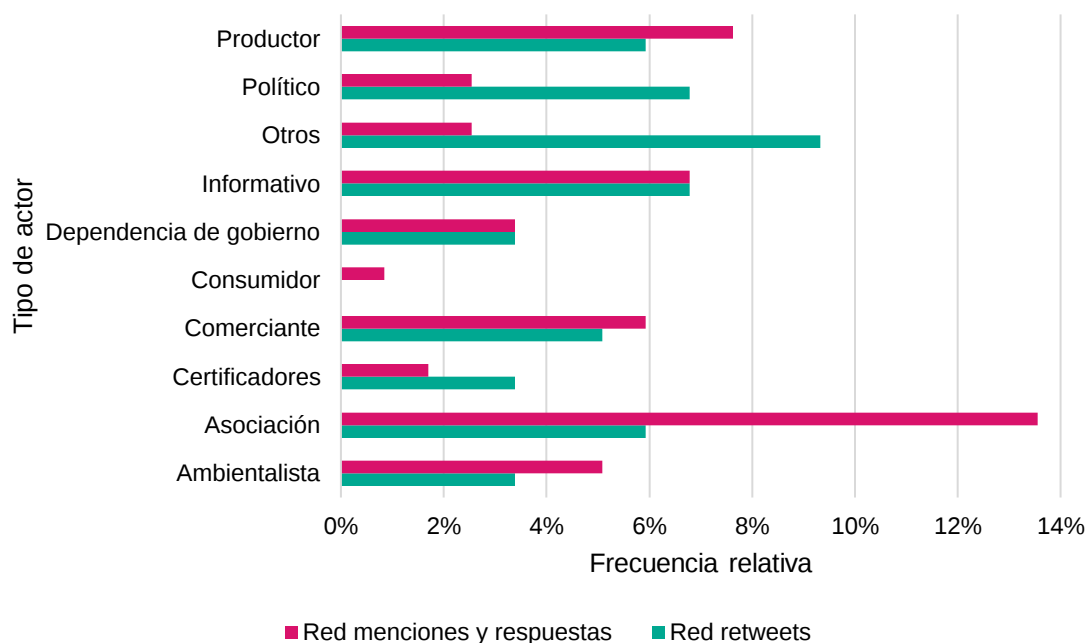


Figura 30. Frecuencia relativa por tipo de actor según la red (N=118)

Fuente: elaboración propia.

El 69.6% de las asociaciones está presente en la red de menciones (Figura 31), correspondiendo el 43.5% a los actores (Figura 32), lo cual indica que un mayor porcentaje de asociaciones está siendo mencionada por otros actores, mientras que seis cuentas de asociaciones han mencionado a otros usuarios. Dicha categoría está presente en la red de *retweets*, aunque con menor presencia (30.4%).

En cuanto a certificadores, el 66.7% interactúa en la red de *retweets* de manera equitativa, ya que 33.3% es clave por grado de entrada y 33.3% por grado de salida, esto indica que dos certificadores emitieron un *tweet* que fue retuiteado por otros usuarios y dos certificadores retuitearon contenido generado por otros usuarios. Por otra parte, en la red de menciones están presentes 33.3% del total de certificadores identificados porque han sido mencionados por otros usuarios (relevante por *indegree*).

En lo que respecta a políticos, el 72.7% está inmerso en la red de *retweets*, el 54.5% como actor clave por grado de salida y 18.2% por grado de entrada, esto implica que la mayoría (6) de los políticos retuitean contenido de otros usuarios y

solo dos políticos fueron retuiteados por alguien más. En la red de menciones se encontró el 27.3% de los políticos, 18.2% por *indegree* y 9.1% por *outdegree*., lo que indica que los políticos están siendo mencionados más de lo que ellos mencionan a otros usuarios.

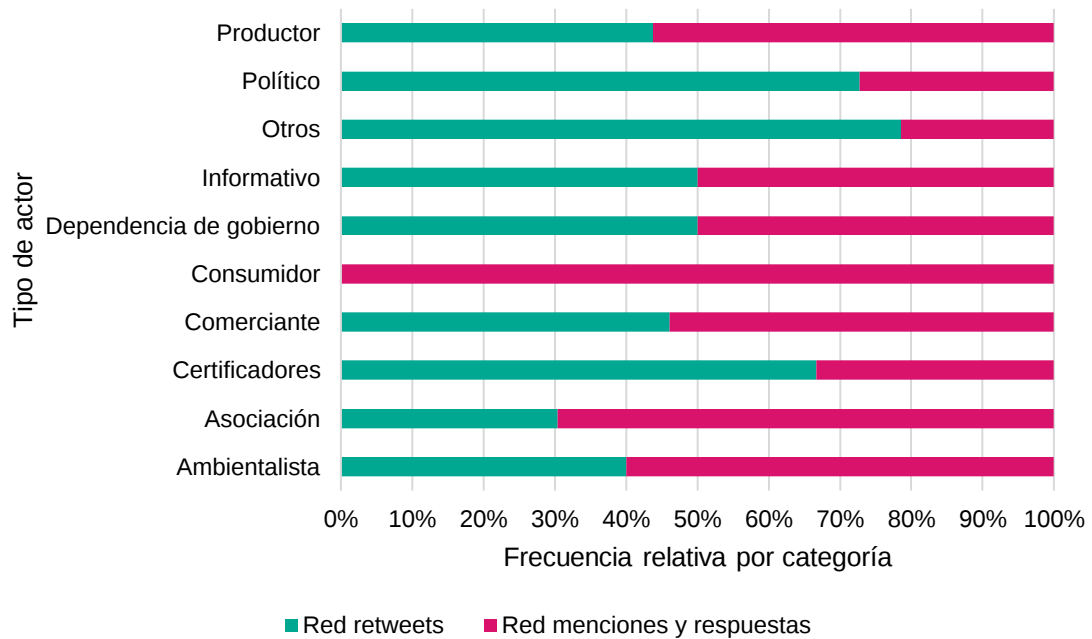


Figura 31. Frecuencia relativa de cada categoría de tipo de actor según la red
Fuente: elaboración propia.

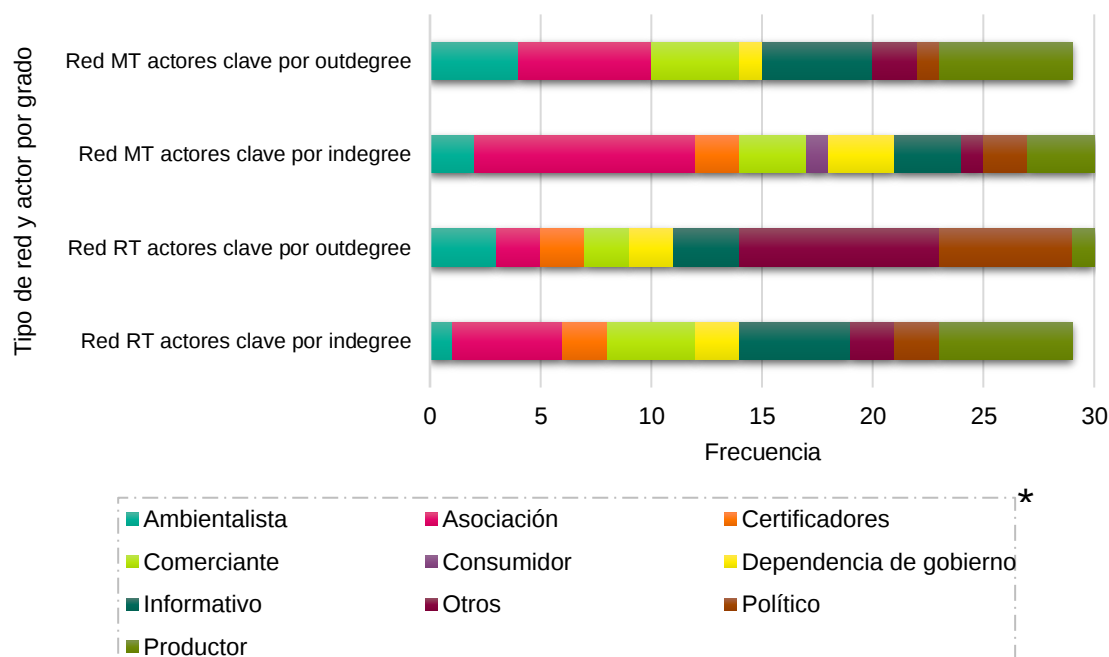


Figura 32. Frecuencia por tipo de actor de acuerdo con el tipo de red e importancia del grado (actor clave por *indegree* u *outdegree*)

Fuente: elaboración propia.

*Cada color representa una categoría de la variable “tipo de actor”.

Como parte del perfil demográfico, se ilustra en la Figura 33 cómo se encuentran distribuidos los usuarios clave según el país de procedencia, así como los productos dominantes en ellos, sin embargo, algunos países (Brasil, Venezuela y Paraguay) no tienen un producto que se mencione de manera recurrente.

El 33.7% de los actores clave son de España, 15.3% de Argentina, 14.3% de México, 10.2% de Brasil, 7.1% de Venezuela, 6.1% de Italia, 5.1% de Estados Unidos, 4.1% de Chile y, finalmente, de Canadá, Paraguay, Pakistán y Uruguay el 4%, correspondiendo 1% a cada país.

Los productos mayormente mencionados fueron el compostaje orgánico, que es un tópico importante en España e Italia, y la marihuana, que fue tema de interés en España y Canadá. El producto más relevante en Argentina fue el vino, para el caso México se identificaron dos productos relevantes: miel y aguacate, en Estados Unidos se mencionó el café, en Chile no se mencionó 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.



Figura 33. Distribución de actores influyentes por países con tópicos de productos

Fuente: elaboración propia.

Finalmente, con el objetivo de contextualizar la situación actual de los productos orgánicos en los países clave, se presentan estadísticas (Cuadro 18) que incluyen la superficie bajo manejo orgánico en hectáreas, el número de

productores, la posición que el país ocupa en el ranking mundial, tanto por superficie como por número de productores y el porcentaje de participación que ocupa la superficie destinada a orgánicos en relación con la tierra agrícola total del país.

Cuadro 18. Estadísticas de los países clave

País	Superficie bajo manejo orgánico (ha)	Posición en ranking mundial por superficie	Número de productores	Posición en ranking mundial por nº de productores	Participación de la tierra agrícola total (%)
España	2,018,802	5º	36,207	13º	8.7
Argentina	3,011,794	2º	1,148	90º	2.0
México	673,968	13º	210,000	3º	0.6
Brasil	750,000	12º	10,336	30º	0.3
Italia	1,796,363	6º	64,210	9º	14.5
Chile	15,838	82º	446	101º	0.1
Estados Unidos	2,031,319	4º	14,217	24º	0.6
Canadá	1,099,014	11º	4,205	51º	1.7
Pakistán	45,299	63º	111	117º	0.1
Paraguay	64,097	55º	58,258	10º	0.3
Uruguay	1,656,952	7º	6	145º	11.5

Fuente: elaboración propia con datos de FiBL e IFOAM (2018).

6. CONCLUSIONES

Los productos orgánicos han cobrado importancia a través de los años, tanto en la producción y el consumo, como en la mente de las personas. Dicho crecimiento se ve igualmente reflejado en plataformas sociales, específicamente en Twitter, en este trabajo de investigación se logró visualizar el conjunto de relaciones que estructura la red social en torno al tópico.

La red general de productos orgánicos y, por tanto, la red de *retweets* y la red de menciones y respuestas, están constituidas por subredes bien delimitadas que versan sobre productos y/o temas específicos de diferentes países, en las que algunos actores son más relevantes que otros y juegan un papel importante en la formación de comunidades virtuales. Dentro de los actores clave, el tipo de actor dominante fueron las asociaciones, pero también encontramos la existencia e importancia de otro tipo de actores, como políticos, productores, comercializadores y dependencias de gobierno. De igual forma, se identificaron los países con mayor presencia en la red, siendo España, Argentina y México los más relevantes.

La expresión de los orgánicos en Twitter, siguen muy de cerca la visión general y reconocida de estos productos, pues encontramos 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 se asocian a un estilo de vida lujoso. Por otra parte, existen productos mejor posicionados por la frecuencia de uso que los usuarios hacen de ellos, entre estos se encuentra el café, la quinoa, el aguacate, el aceite de coco y el vino.

Las dos redes analizadas y visualizadas mediante el ARS revelan dos estructuras muy diferentes. La red de menciones es más estable que la red de *retweets*, esta última, a pesar de tener mayor impacto, es más “fugaz”. 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, por citar algunos. Por otra parte, la red de menciones y respuestas es más dinámica, los usuarios que la conforman son más participativos, lo cual podría llevar a que sea más sencillo incrustarse en la red e interactuar de manera continúa, obteniendo respuesta por parte de los demás usuarios.

El análisis de las comunidades más grandes de cada red, así como de los actores clave dentro de ellas, más allá de proporcionar un panorama detallado de cómo están estructuradas las redes, contribuye a definir estrategias asertivas para insertarse en la red. Con el conocimiento generado, se puede gestionar la participación en las redes más grandes en lugar de hacerlo en pequeñas comunidades con poco flujo de información e interacción. Además, el saber qué temas son discutidos por comunidad, quiénes son los actores influyentes y qué tipo de actores son, permite crear estrategias específicas obedeciendo a la necesidad del usuario; es decir, acordes con el tipo de producto, delimitadas a la región o país y/o al tipo de actor al que se quiera llegar o del que se pretenda aprender.

Procedente al análisis de las redes, comunidades y actores, se plantean una serie de recomendaciones para que los usuarios interesados en integrarse a las comunidades existentes en Twitter tengan mayor probabilidad de inserción. Entre las recomendaciones sobresalen: i) identificar y estudiar la comunidad objetivo o bien, seleccionarla con base en el tipo de producto y/o país; ii) hacer uso de los *hashtags* populares, tanto respecto al tema, como aquellos mayormente utilizados por los integrantes de la comunidad, y realizar diversas combinaciones para obtener mayor impacto. Esto generará que otros usuarios encuentren el *tweet* con mayor facilidad y tenga mayor alcance; iii) crear contenido atractivo y de calidad, preferentemente acompañado de contenido multimedia como imágenes, videos, gifs, enlaces a otras páginas, entre otros, debido a que es más atractivo para los usuarios y por lo tanto aumenta la probabilidad de ser retuiteado; iv) mencionar a los actores clave, es decir, a los más referidos por

otros usuarios, esto permitirá la inserción a la red; finalmente, v) retuitear contenido original de otros usuarios pertenecientes a la comunidad objetivo.

Cabe destacar que mencionar a los actores clave tendrá diferente impacto dependiendo el tipo de red, ya que el tener estructuras desiguales implica la existencia de dos habilidades comunicativas en red muy diferentes. 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 lo que las probabilidades de ser retuiteado por ese usuario son bajas. Por el contrario, mencionar a un actor clave de la red de menciones conlleva probabilidades altas de obtener una respuesta y así insertarse en la red, ya que esos usuarios presentan mayores habilidades relacionales y una alta diversidad estructural en su red.

Así, la metodología propuesta en esta investigación puede ser replicable en otros productos agroalimentarios, lo cual sería de interés para saber si existe presencia de ellos en medios sociales y, en su caso, qué tipo de estructuras tienen. Así, esta tesis contribuye a otros trabajos precisos, pero escasos; a su vez, abre nuevas brechas para explorar otros cultivos, actividades agrícolas y casos específicos en el ámbito agrícola y rural.

Actualmente, debido al brote de coronavirus (COVID-19), el mundo está atravesando una situación fuera de lo común que ha repercutido tanto en la salud de la población como en la seguridad alimentaria. Ambos elementos han sido identificados como factores clave que promueven una actitud positiva hacia los productos orgánicos, por lo que, tanto el suministro como la demanda se pueden ver afectados y, con ello, la estructura de las redes presentadas en este documento puede evolucionar significativamente. Por este motivo se considera pertinente realizar estudios similares al presentado, que más allá de complementarlo permitan realizar análisis dinámicos de las redes, y así,

identificar cómo evolucionan las estructuras sociales tras un fenómeno que ha afectado a la sociedad (los usuarios) de manera global, tal como la pandemia, y así contrastarlas con las estructuras en red obtenidas anteriormente.

En futuros estudios se recomienda complementar la información del ARS con métodos cualitativos, aplicando estudios de caso a una muestra significativa de los actores clave pertenecientes a las comunidades más importantes de las diferentes redes, ya que esto permitirá conocer 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 y, finalmente, iv) la percepción del impacto que tiene el utilizar la red social.

7. LIMITANTES

Las palabras clave (*keywords*) seleccionadas para la extracción de datos mostraron la desventaja de no ser exclusivas para referirse a productos orgánicos, ya que se identificó su uso (en especial cuando se utilizaban sin *hashtag*) en temas no correspondientes al de investigación, tales como posicionamiento digital, leyes orgánicas de todo tipo y seguidores orgánicos en redes sociales, entre otros. Esto derivó en que los archivos extraídos sin el uso del *hashtag* fueran descartados (1,522,415 registros). Que posiblemente hayan dejado fuera registros que sí estuvieron relacionados con nuestro tema de estudio. Por tal motivo, para futuras investigaciones que incluyan extracciones de datos desde Twitter se sugiere el uso de palabras más específicas que tengan baja probabilidad de ser empleadas en contextos diferentes al investigado.

8. LITERATURA CITADA

- 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., 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>
- 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., & Foster, P. C. (2003). The network paradigm in organizational research: A review and typology. *Journal of Management*, 29(6), 991–1013. [https://doi.org/10.1016/S0149-2063\(03\)00087-4](https://doi.org/10.1016/S0149-2063(03)00087-4)
- 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>
- 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.
- 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>
- Freeman, L. C. (2012). *El desarrollo del análisis de redes sociales*. Estados

Unidos: Palibrio.

- Gómez Tovar, L., Martin, L., Gómez Cruz, M. A., & Mutersbaugh, T. (2005). Certified organic agriculture in Mexico: Market connections and certification practices in large and small producers. *Journal of Rural Studies*, 21(4), 461–474. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2005.10.002>
- González, A. A., & Nigh, R. (2005). Smallholder participation and certification of organic farm products in Mexico. *Journal of Rural Studies*, 21(4), 449–460. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2005.08.004>
- Hansen, D. L., Shneiderman, B., & Smith, M. A. (2011). *Analyzing social media networks with NodeXL: insights from a connected world*. Elsevier.
- Himmelboim, 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.
- 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>
- 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>
- Mie, A., Andersen, H. R., Gunnarsson, S., Kahl, J., Kesse-Guyot, E., Rembiałkowska, E., ... Grandjean, P. (2017). Human health implications of organic food and organic agriculture: a comprehensive review. *Environmental Health*, 16(1), 111. <https://doi.org/10.1186/s12940-017-0315-4>
- 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>
- PROFECO. (2018). Alimentos orgánicos. Retrieved October 1, 2018, from gob.mx website: <https://www.gob.mx/profeco/documentos/alimentos-organicos?state=published>
- Rahmann, G., Reza Ardakani, M., Bàrberi, P., Boehm, H., Canali, S., Chander, M., ... Zanolli, R. (2017). Organic agriculture 3.0 is innovation with research. *Organic Agriculture*, 7(3), 169–197. <https://doi.org/10.1007/s13165-016-0171-5>
- 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>

- Röös, E., Mie, A., Wivstad, M., Salomon, E., Johansson, B., Gunnarsson, S., ... Watson, C. A. (2018). Risks and opportunities of increasing yields in organic farming. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 38(14), 1–21. <https://doi.org/10.1007/s13593-018-0489-3>
- Sambiase, M. F., Giro Moori, R., Yalenti Perosa, J. M., & Benzaquen Perosa, B. (2016). Consumer behavior for organic products. *Agroalimentaria*, 22(43).
- SIAP, & SAGARPA. (2018). La agricultura orgánica en México. In *Atlas agroalimentario 2012-2018* (Primera ed, p. 148). Retrieved from https://nube.siap.gob.mx/gobmx_publicaciones_siap/pag/2018/Atlas-Agroalimentario-2018
- Twitter. (2018). Glosario. Retrieved October 15, 2018, from Glosario website: <https://help.twitter.com/es/glossary>
- Veseli-Kurtishi, T. (2018). Social media as a tool for the sustainability of small and medium businesses in Macedonia. *European Journal of Sustainable Development*, 7(4), 262–268. <https://doi.org/10.14207/ejsd.2018.v7n4p262>
- Wasserman, S., & Faust, K. (2013). *Análisis de redes sociales. Métodos y aplicaciones*. (2013th ed.). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Willer, H., FiBL, & IFOAM. (2010). Organic agriculture worldwide: The main results of the FiBL-IFOAM survey 2010. *BioFach Congress*.

9. APÉNDICES

9.1. Matriz de congruencia

Línea de investigación:	Análisis de Sistemas Agroindustriales, Redes de Valor y Modelos de Negocio
Tema de tesis:	Identificación de la estructura social que conforma los productos orgánicos en Twitter, y análisis de ésta por medio del Análisis de Redes Sociales (ARS).
Título de la tesis	Presencia de productos orgánicos en Twitter desde la perspectiva del análisis de redes sociales
Marco teórico: (conceptos y modelos básicos con los que se ha analizado este tipo de problemas de investigación, señalar las referencias)	Productos orgánicos. 1 Alimentos naturales que están libres de químicos artificiales como fertilizantes, herbicidas, pesticidas y antibióticos, así como de organismos genéticamente modificados; además, se basan en técnicas como la rotación de cultivos, los abonos verdes y la composta (Aleixandre, Aleixandre-Tudó, Bolaños-Pizarro & Aleixandre-Benavent, 2015; Rana & Paul, 2017). Twitter. 2 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). Microblogging conversacional, que muchas compañías, medios de comunicación profesionales, Organismos No Gubernamentales (ONG) y agencias gubernamentales han adoptado con diferentes objetivos, tales como marketing, atención a consumidores, servicios, noticias e, incluso, activismo (Del Fresno García, 2014). Análisis de redes sociales. 3 Es el enfoque estructural basado en el estudio de la interacción entre actores sociales, donde el enfoque estructural es aquella investigación que estudia lazos entre objetos, centrando la atención en las relaciones sociales que ligan a individuos, más que en los individuos mismos (Freeman, 2012).
Marco de referencia: (resultados relevantes de otras investigaciones relacionadas con el problema de investigación, señalar las referencias)	En las últimas dos décadas, la agricultura orgánica se ha convertido en un tema de interés en los círculos de investigadores, productores, consumidores y organismos internacionales, entre otros. Esto debido a que es la alternativa más común de agricultura, ampliamente aplicada en todo el mundo, como consecuencia de las preferencias de los consumidores por productos seguros, producidos con procedimientos ecológicos (Papadopoulos et al., 2018). En 2010, se estimaba que 35.7 millones de hectáreas, en 154 países alrededor del mundo, fueron cultivadas orgánicamente, incluyendo áreas en conversión (Willer, FiBL, & IFOAM, 2010). El área bajo gestión orgánica (totalmente convertida y en conversión) ha aumentado durante las últimas décadas. Actualmente 57.8 millones de hectáreas, que representan el 1.2% de las tierras agrícolas del mundo, son orgánicas. En América Latina el área creció casi un 6% (0.4 millones de hectáreas) después de varios años de caídas, llegando a 7.1 millones de hectáreas, que equivalen a 12% del territorio orgánico global (FiBL & IFOAM, 2018). Por su parte, México cuenta con 1 millón 126 mil hectáreas en producción orgánica, de las cuales 162,386 están certificadas, 11,380 están en proceso de conversión y 952,171 son de recolección silvestre (SIAP & SAGARPA, 2018). Así, México ocupa el séptimo lugar en la producción mundial de alimentos orgánicos, y el cuarto en el continente, además de ser el tercer país con mayor número de productores (210,000) (FiBL & IFOAM, 2018).

Justificación: (Principales argumentos que muestran que el problema de investigación es relevante, señalar la referencias))	3 Internet, a través de las diferentes herramientas que ofrece, puede desempeñar un papel importante en la transformación de redes de esferas físicas hacia ámbitos virtuales, además brinda la oportunidad de desarrollar redes a distancia y mantener relaciones entre actores de diferente origen (Kaushik et al., 2018).
	4 La creciente penetración de Internet y las herramientas en línea, especialmente las redes sociales, han brindado oportunidades para fortalecer procesos de innovación, un proceso de creación de oportunidades para la comunicación, la interacción y el intercambio de información, ideas y conocimiento; así mismo, permite compartir opiniones, aprender de las experiencias de los demás, crear y mantener redes y relaciones tanto en línea como fuera de ella (Kaushik et al., 2018).
	5 Las plataformas de redes sociales más populares en la actualidad son Facebook, Instagram, YouTube y Twitter (Veseli-Kurtishi, 2018), y esta última ha sido reconocida como la “intersección de todos los medios”, siendo significativa desde el punto de vista de la investigación, puesto que es posible identificar y disponer de una gran variedad de información en tiempo real (así como retrospectivamente) y, por lo tanto, tener acceso, sin precedentes, a los registros de la actividad humana online en espacio y tiempo (Del-Fresno-García et al., 2016).
	1 Twitter ha sido objeto de numerosos estudios, tanto específicos de la plataforma y sus atributos (Boyd et al., 2010; Cha, Haddadi, Benevenuto, & Gummadi, 2010; Java et al., 2007), como estudios de caso bajo un enfoque de redes (Del-Fresno-García et al., 2016; Del Fresno García et al., 2015; Meza & Park, 2016). En ellos se han explicado diversos comportamientos y estructuras sociales. Sin embargo, Meza y Park (2016) resaltan que a pesar del creciente cuerpo de investigación sobre redes sociales, solo unos pocos estudios han considerado productos orgánicos como objeto de estudio. Además, señalan que Twitter puede ser particularmente útil en este contexto porque los productores tienden a buscar la comunicación directa con los consumidores y, a menudo, participan en campañas de marketing relevantes.
	2 México, a pesar de ser líder a nivel mundial en la producción de orgánicos y ser uno de los países con mayor número de productores certificados (FiBL & IFOAM, 2018), no ha generado suficiente literatura respecto a productos orgánicos y su presencia en entornos digitales. En este sentido, desde la perspectiva del análisis de redes sociales aplicado a plataformas sociales, tales como Twitter, sólo se ha identificado un artículo (Meza & Park, 2016) que abarca el tema, pero deja abiertas varias brechas de conocimiento para ser abordadas.
	3 Los sitios de redes sociales se han vuelto esenciales entre los individuos y las organizaciones para uso personal y profesional, y se ha reconocido su potencial por parte de investigadores en diversos campos de estudio, entre ellos del sector agrícola. Aunque los casos son reducidos, se han realizado investigaciones con diferentes perspectivas, tales como la mejora de redes de innovación de stakeholders en sistemas alimentarios (Kaushik et al., 2018), e investigaciones enfocadas en analizar redes estructurales (Meza & Park, 2016). Al respecto, en este trabajo consideramos que, si primero conocemos la estructura de la red sobre productos orgánicos en Twitter y cómo está formada, posteriormente otros actores podrían estar interesados en desarrollar conjuntamente ideas significativas para intervenir e intentar modificar su estructura, permitiendo a los componentes involucrados mejorar su interacción y su posición dentro de Twitter.
Objetivo General:	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, así como el papel que desempeñan (promoción, ventas, consumo, difusión de conocimiento, entre otros) dentro de la misma, para desarrollar ideas significativas para intervenir e intentar modificar su estructura, permitiendo a los componentes involucrados mejorar su interacción y su posición dentro de Twitter.

Objetivos particulares	Preguntas de investigación	Hipótesis	Variables
Determinar si existe una red de actores en torno a los productos orgánicos en Twitter, mediante la 1 extracción de microdatos que contengan palabras relacionadas al tema para su posterior análisis con un enfoque de redes sociales.	¿Existe una red de actores en torno a los 1 productos orgánicos que se esté articulando en Twitter?	Los productos orgánicos son un tema que ha cobrado fuerza en los últimos años. La popularidad que han tenido se ve igualmente reflejada en los medios sociales, en este caso Twitter, en donde existe una amplia red de 1 actores hablando del tema e interactuando entre ellos. Debido a la importancia que tienen actualmente las plataformas de medios sociales, existe una red que se ha venido articulando en torno a productos orgánicos, en específico en Twitter.	▪ Idioma ▪ Red de retuits ▪ Red de menciones y respuestas 1 ▪ Red de tuits que contienen URL ▪ <i>Hashtags</i> a) #orgánico y #orgánicos b) #orgánica y #orgánicas
Identificar las características de la red y de los usuarios presentes en ella (la 2 posición que ocupan y rol que desempeñan), a través del ARS, para la identificación de actores clave.	¿Cuáles son las 2 características de la red de productos orgánicos en Twitter y de los usuarios que la forman, y quiénes son los actores clave dentro de ella?	Los actores que conforman la red de productos orgánicos tienen una diversidad de roles que son un reflejo o dependen de la función que tienen en la vida real, entre ellos instituciones, empresas, productores, organizaciones, actores, deportistas, consumidores, entre otros. Debido a la dinámica de interacción en la red, existen actores mejor posicionados y, por tanto, tienen mayor nivel de influencia. 2	▪ Indicadores de centralidad 2 a) Grados de entrada b) Grados de salida
Analizar las características y factores asociados a la 3 posición de los actores clave, a partir de la identificación de comunidades dentro de la red, para establecer lineamientos y estrategias que permitan modificar o intervenir en la red.	¿Cuáles son las 3 características asociadas a los actores clave que pueden ser útiles para modificar o intervenir en la red y, están éstas a nivel individual o por comunidades?	Existen comunidades dentro de la red y dentro de éstas hay diferentes características asociadas a los actores clave, mismas que podrían servir para proponer estrategias de intervención en una red de Twitter. 3	▪ Tipo de usuario ▪ Número de seguidores 3

Fuente: elaboración propia.