

El reto de analizar comunidades de influencers en la era algorítmica: un modelo metodológico para redes sociales audiovisuales con feed de recomendación

The challenge of analyzing influencer communities in the algorithmic age: a methodological framework for audiovisual social media platforms with algorithmic recommendation feeds

Laura Medel-Vivas

Citación recomendada:

Medel-Vivas, Laura (2026). "El reto de analizar comunidades de influencers en la era algorítmica: un modelo metodológico para redes sociales audiovisuales con feed de recomendación [The challenge of analyzing influencer communities in the algorithmic age: a methodological framework for audiovisual social media platforms with algorithmic recommendation feeds]". *Infonomy*, 4(5) e26037.

<https://doi.org/10.3145/infonomy.26.037>

Artículo recibido: 31-07-2026

Artículo aprobado: 17-08-2026



Laura Medel-Vivas

<https://orcid.org/0000-0001-8209-2671>

<https://directorioexit.info/ficha7421>

Universitat Oberta de Catalunya (UOC)

Rambla del Poblenou, 156

08018 Barcelona, España

lmedelvivas@uoc.edu

Resumen

La evolución de las redes sociales hacia sistemas de recomendación algorítmica obliga a replantear cómo se identifican y analizan las comunidades articuladas alrededor de influencers. Las métricas públicas, como el número de seguidores o las



ratios de interacción, no ofrecen una lectura clara de la estructura de la participación: seguir a un perfil influye, pero no limita la exposición de su contenido y la interacción no implica seguimiento

previo. Por ello, este trabajo propone un modelo metodológico basado en acciones visibles que permite identificar y comparar comunidades de interacción observable a partir de comentarios públicos. El modelo combina el análisis de redes sociales (ARS) y el análisis de comentarios. Representa las relaciones entre influencers y participantes, distingue la comunicación dirigida al creador de los intercambios entre usuarios, identifica la participación recurrente y estima el solapamiento de comentaristas entre perfiles. El protocolo se aplica de forma exploratoria a publicaciones de *TikTok* de diez influencers españoles del sector gastronómico. Los resultados muestran una participación mayoritariamente puntual y centralizada, junto con una franja minoritaria de conversación entre usuarios individuales. Las comunidades detectadas se organizan principalmente en torno a los ecosistemas de cada influencer, no como subgrupos temáticos densos. El modelo permite a los profesionales de la comunicación comparar estructuras de participación y valorar si distintos perfiles o estrategias generan respuestas puntuales o relaciones continuadas. Se concreta en un protocolo replicable y adaptable a otras redes sociales audiovisuales o con feeds algorítmicos, que incorpora criterios éticos y normativos para la obtención y el tratamiento de los datos.

Palabras clave

Redes sociales; Influencer marketing; Comunidades digitales; Interacción online; Teoría de grafos; Plataformas algorítmicas; Sistemas de recomendación; Comentarios públicos; Metodología de investigación; Análisis de redes sociales; Feed algorítmico; *TikTok*.

Abstract

The evolution of social media platforms toward algorithmic recommendation systems calls for a rethinking of how communities built around influencers are identified and analyzed. Public metrics, such as follower counts and engagement rates, do not provide a clear picture of participation structures: following an account affects content exposure but does not determine it, and interaction does not require users to already follow the account. This study therefore proposes a methodological model based on publicly visible actions to identify and compare communities of observable interaction through public comments. The model combines social network analysis (SNA) with comment analysis. It maps relationships between influencers and participants, distinguishes communication directed at creators from exchanges among users, identifies recurring participation, and estimates the overlap of commenters across accounts. The protocol is applied on an exploratory basis to *TikTok* posts by ten Spanish food influencers. The findings reveal that participation is predominantly occasional and centralized, alongside a smaller share of conversations among individual users. The communities identified are organized primarily around each influencer's ecosystem rather than as dense, topic-based subgroups. The model enables communication professionals to compare participation structures and assess whether different accounts or strategies generate one-off responses or sustained relationships. It is operationalized as a replicable protocol that can be adapted to other audiovisual social media platforms or platforms with algorithmically curated feeds, while incorporating ethical and regulatory criteria for data collection and processing.

Keywords

Social media networks; Influencer marketing; Digital communities; Online interaction; Graph theory; Algorithmic platforms; Recommendation systems; Public comments; Research methodology; Social network analysis; Algorithmic feed; *TikTok*.

Financiación o Proyecto: No aplica

1. Introducción

Las comunidades que se desarrollan alrededor de los influencers en redes sociales¹ (*social media influencers*, SMIs) son centrales para explicar su influencia (**Vrontis et al.**, 2021; **Campbell; Farrell**, 2020). Sin embargo, en la investigación y en la práctica profesional suelen evaluarse o inferirse a partir de métricas como el número de seguidores, el alcance o la interacción acumulada. Estos indicadores miden volumen y popularidad, pero no permiten observar cómo se relacionan los participantes, qué intercambios se producen entre ellos, ni si existen vínculos recurrentes.

Esta limitación persiste en el ámbito profesional, a la hora de evaluar campañas con SMIs: el alcance y el volumen de interacciones son métricas habituales, pero resultan insuficientes como señal de la calidad del contenido frente a indicadores basados en el sentimiento de los comentarios (**Gräve**, 2019). Asimismo, el número de seguidores no predice el *engagement* de forma lineal (**Wies et al.**, 2023).

A la hora de evaluar campañas con SMIs: el alcance y el volumen de interacciones son métricas habituales, pero resultan insuficientes como señal de la calidad del contenido frente a indicadores basados en el sentimiento de los comentarios

Esta limitación es especialmente relevante en plataformas de vídeo corto con feed de recomendación (*Instagram, TikTok, YouTube...*), donde la figura de los influencers es cada vez más relevante. En ellas, el seguimiento declara una relación potencial y puede influir en la personalización del feed, como muestra la información disponible sobre los algoritmos de *TikTok* o *Instagram* (*TikTok*, 2020; **Mosseri**, 2023). No obstante, esta acción no determina ni limita la exposición de los usuarios al contenido: el sistema de recomendación algorítmico amplifica publicaciones según señales de interés y comportamiento, de modo que es posible recibir e interactuar con piezas de un creador sin seguirlo. Por ello, las métricas basadas solo en seguimiento no describen de forma suficiente la participación activa y hay que plantear alternativas que lo permitan abordar.

Este artículo propone un modelo metodológico replicable que permite identificar y comparar comunidades de interacción observable a partir de comentarios públicos, mediante su transformación en redes de relaciones. Basada en el análisis de redes sociales (ARS), la propuesta se concreta en un protocolo aplicable en contextos donde

¹ Nota terminológica: En este artículo, se denomina «redes sociales» a las plataformas digitales de interacción y distribución de contenidos, como *Facebook, Instagram* o *YouTube*. El «análisis de redes sociales» (ARS) hace referencia, en cambio, al conjunto de técnicas que representa y examina relaciones entre actores. El resultado de esa representación se denomina «grafo» o «red de interacción», y la «detección de comunidades» es una operación específica del ARS para identificar agrupamientos en ese grafo; estos no equivalen por sí mismos a comunidades sociales estables.

no se dispone de datos completos sobre relaciones de seguimiento, impresiones o formas de consumo pasivo. Este procedimiento propone tres modos de construcción del grafo (interacción dirigida, co-comentario y coocurrencia por influencer). A modo exploratorio, la propuesta se ilustra con una muestra de publicaciones de *TikTok*, a las que se aplica el modelo de interacción dirigida, demostrando su utilidad para responder a preguntas analíticas.

El objetivo del trabajo es doble: científico y profesional. Por un lado, propone un modelo que permite identificar y comparar comunidades de interacción observable a partir de comentarios públicos en plataformas de vídeo vertical corto con feed de recomendación. Por otro lado, demuestra qué aporta esa lectura al análisis de influencers más allá del número de seguidores y de las ratios de interacción. La contribución principal es metodológica, pero su utilidad es directa en el campo profesional. El modelo permite distinguir participación puntual de relaciones recurrentes y centralización frente a conversación entre usuarios; también permite estimar el solapamiento o la diferenciación de audiencias activas entre perfiles. La aplicación exploratoria ejemplifica qué aspectos pueden observarse cuando el análisis se desplaza de métricas agregadas (como el número de seguidores, de visualizaciones o de 'me gusta') a la estructura visible de la conversación.

2. Influencers, comentarios públicos y análisis de redes sociales en plataformas algorítmicas

Los *social media influencers* ocupan una posición relevante en el ecosistema actual de las redes sociales: intervienen en la creación y circulación de contenidos (por ello también son llamados creadores de contenido), en las estrategias de comunicación de marcas y en la configuración de referentes para sus públicos (**Campbell; Farrell, 2020; Vrontis et al., 2021**). Su presencia resulta particularmente visible en las redes sociales audiovisuales, como *Instagram*, *TikTok* o *YouTube*, donde se ha extendido el vídeo vertical de corta duración como formato predominante y se han consolidado entornos de consumo (*feeds*) articulados por recomendaciones algorítmicas (**Bhandari; Bimo, 2022**). En estas plataformas, el seguimiento declara afinidad o interés y puede ser influyente en las recomendaciones de los feeds algorítmicos (*TikTok, 2020; Mosseri, 2023*), pero la exposición al contenido no se reduce a esa relación: el algoritmo puede recomendar vídeos con independencia de que el usuario siga a la cuenta que los publica, mientras que la audiencia algorítmica permanece fuera de los datos de seguimiento disponibles.

En plataformas como Instagram, TikTok o YouTube, el seguimiento declara afinidad o interés y puede ser influyente en las recomendaciones de los feeds algorítmicos, pero la exposición al contenido no se reduce a esa relación: el algoritmo puede recomendar vídeos con independencia de que el usuario siga a la cuenta que los publica, mientras que la audiencia algorítmica permanece fuera de los datos de seguimiento disponibles

Parte de la influencia atribuida a los SMIs se relaciona con su capacidad para articular comunidades de interés, participación y conversación en torno a sus contenidos. A

esta dimensión colectiva se asocia también, en el plano individual, la relación parasocial, entendida como la ilusión de una relación recíproca con una figura mediática pese a su carácter unilateral y mediado (**Horton; Wohl**, 1956). Un vínculo que puede reforzar sentimientos de conexión y pertenencia (**Hoffner; Bond**, 2022) y que resulta relevante para los efectos persuasivos de los influencers (**Farivar; Wang; Yuan**, 2021). Además, la exposición prolongada al perfil (en especial a través del seguimiento) se asocia con una interacción parasocial más intensa y mayor credibilidad percibida (**Breves; Liebers**, 2025). Ahora bien, la comunidad y el vínculo parasocial operan en planos distintos: la existencia y las características de las comunidades no se derivan automáticamente de los efectos que los influencers puedan producir sobre los individuos, ni pueden reducirse al volumen de seguidores, alcance o interacción acumulada. Analizar las relaciones que las constituyen exige identificar quién participa, cómo se vinculan los participantes entre sí y con el creador, y con qué frecuencia lo hacen.

Esa observación es especialmente compleja en entornos de recomendación algorítmica como lo son las redes sociales, en los que rara vez se dispone de datos completos sobre seguidores, impresiones, recomendación o consumo pasivo (**Bucher**, 2018; **Bhandari; Bimo**, 2022). A la dificultad conceptual de observar estas comunidades se suman, además, dos limitaciones relevantes: una técnica y otra normativa. A nivel tecnológico, el cierre progresivo de las interfaces de acceso (APIs) ha reducido de forma estructural las posibilidades de observación del campo y obliga a desarrollar métodos que no dependan de la cooperación de las plataformas (**Freelon et al.**, 2024). A nivel legal, los términos de servicio de las principales plataformas suelen prohibir o limitar la recolección masiva de datos, sobre todo cuando se apoya en medios automatizados (*bots, scrapers*, etc.) para extraer contenidos o información de usuarios sin autorización previa (**Fiesler et al.**, 2020; **Trezza**, 2023).

Estas restricciones afectan no solo a la disponibilidad de los datos, sino también a su comparabilidad. Aunque los influencers tengan presencia en múltiples plataformas, las *affordances* de cada una de ellas (propiedades tecnológicas, sociales y contextuales que habilitan y constriñen usos específicos; **Ronzhyn; Cardenal; Batlle Rubio**, 2023), junto con el diseño de sus interfaces y sistemas de recomendación, condicionan las formas de participación y los vínculos observables. En consecuencia, interacciones formalmente similares no generan necesariamente estructuras relacionales equivalentes entre redes sociales. Cualquier propuesta metodológica debe partir, por tanto, de este doble condicionamiento: no presuponer la disponibilidad de APIs abiertas ni la viabilidad normativa de extracciones automatizadas a gran escala, y prever la adaptación de la construcción e interpretación del grafo a las características de cada plataforma.

Frente a estas limitaciones, los comentarios públicos ofrecen una señal parcial, pero metodológicamente útil. No permiten identificar la audiencia total de un influencer ni reconstruir la lógica algorítmica de exposición, pero sí hacen observable una dimensión activa, discursiva y relacional de la participación. El comentario es, además, una de las interacciones de mayor valor relacional: exige más compromiso que un 'me

gusta' (**Ballesteros**, 2019) y responde a motivaciones de relación y de autopresentación (**Swani; Labrecque**, 2020), por lo que funciona como huella observable del vínculo entre creadores y públicos (**Peltari**, 2025). Las ratios agregadas de interacción ocultan esa jerarquía de compromiso: un volumen elevado de 'me gusta' puede coexistir con una conversación escasa o meramente vertical hacia el creador. Cuando se transforman en datos de red, en cambio, los comentarios permiten identificar participantes, registrar vínculos y ponderar relaciones, así como detectar agrupamientos y calcular indicadores de centralidad, reciprocidad, densidad o solapamiento entre perfiles.

Los comentarios públicos hacen observable una dimensión activa, discursiva y relacional de la participación. Son una de las interacciones de mayor valor relacional: exige más compromiso que un 'me gusta' y responde a motivaciones de relación y de autopresentación, por lo que funciona como huella observable del vínculo entre creadores y públicos

El análisis de redes sociales (ARS) cuenta con una tradición consolidada en comunicación y se ha aplicado a espacios de comentarios de plataformas de vídeo: para examinar interacciones en *YouTube* (**Murthy; Sharma**, 2019), para construir redes dirigidas entre influencers y comentaristas en *Instagram* y *TikTok* (**Vassey et al.**, 2025) o para comparar patrones de participación en Reels, *TikTok* y *YouTube* Shorts (**Duan et al.**, 2024). Estos precedentes demuestran la viabilidad del enfoque relacional, pero responden a preguntas, corpus y reglas de construcción específicas de cada investigación. Por ello se identifica la necesidad de un modelo metodológico explícito, documentado y replicable, que sistematice distintas formas de convertir comentarios públicos en una representación relacional de la interacción visible y ofrezca a investigadores y profesionales un instrumento para comparar estructuras de participación. Ese modelo se ancla en el concepto de comunidad de interacción observable, que acota su unidad operativa y que la siguiente sección delimita antes de desarrollar el protocolo.

3. Delimitación conceptual de la comunidad de interacción observable

Aunque en el ámbito profesional a menudo se empleen de forma intercambiable, audiencia y comunidad designan fenómenos diferentes: la audiencia agrupa a los receptores de un contenido; la comunidad presupone vínculos sostenidos entre participantes. En entornos algorítmicos, esa distinción se diluye. Los públicos en red tienden a convertirse en agrupamientos estadísticos (**Gerbaudo**, 2026), y la investigación y la práctica del marketing de influencers siguen usando con frecuencia el número de seguidores o las métricas agregadas de interacción como indicadores de comunidad (**Campbell; Farrell**, 2020; **Rogers**, 2018). Sin embargo, la relación entre influencers y audiencias es heterogénea: seguidores, fans, *haters* o anti-fans no equivalen a una comunidad activa (**Ouvrein**, 2025). Por ello, el protocolo distingue seguidores, audiencia algorítmica, comentaristas y comunidad de interacción observable (tabla 1): esta última designa la dimensión activa, discursiva y transformable en datos relacionales que puede analizarse con comentarios públicos.

Tabla 1. Definición de conceptos clave

Concepto	Definición	Base conceptual	Implicación metodológica
Seguidores	Usuarios con una relación declarada de seguimiento hacia el perfil del influencer.	Campbell y Farrell (2020)	Indica afinidad o interés potencial por parte del usuario, pero no implica exposición al contenido, ni cohesión.
Audiencia algorítmica	Usuarios potencialmente expuestos al contenido del influencer mediante sistemas de recomendación, con independencia del seguimiento.	Bucher (2018); Gerbaudo (2026)	No es directamente observable con comentarios; solo puede inferirse de forma parcial.
Comentadores	Usuarios que dejan un comentario en las publicaciones analizadas.	Ballesteros (2019); Pelttari (2025)	Constituyen el universo de participantes de la red.
Comunidad de interacción observable	Subconjunto de comentaristas cuyos patrones de respuesta, copresencia, repetición o coocurrencia forman agrupamientos detectables.	Definición propuesta en este artículo	Expone una dimensión activa y discursiva de la comunidad, no la comunidad total ni la audiencia silenciosa.

Fuente: elaborado a partir de **Bucher (2018)**, **Ballesteros (2019)**, **Campbell y Farrell (2020)**, **Pelttari (2025)** y **Gerbaudo (2026)**.

Más allá de su valor conceptual, la tabla 1 opera como punto de partida del método: define qué entidad puede convertirse en participante de la red, qué tipo de relación puede registrarse y qué inferencias quedan fuera del alcance del análisis. El protocolo identifica comunidades de interacción observable, no la comunidad total del influencer en su sentido simbólico o afectivo: se desplaza desde públicos potenciales (seguidores y audiencia algorítmica, no observables de forma completa) hacia la huella activa que los comentarios públicos permiten transformar en relaciones analizables.

La delimitación propuesta impone tres límites interpretativos. Primero, los comentarios públicos no representan a la audiencia completa, porque excluyen a quienes ven, guardan, comparten o interpretan contenido sin comentar. Segundo, los agrupamientos detectados en un grafo de comentarios no deben confundirse con grupos sociales estables fuera de la plataforma. Tercero, la ausencia de interacción visible no equivale a ausencia de exposición, afinidad o influencia.

Lejos de invalidar el uso de los comentarios como señal metodológica, estas limitaciones obligan a precisar el alcance de la inferencia: el protocolo permite estudiar cómo se estructura una porción observable de la participación en torno a un creador, una publicación o un conjunto de publicaciones. Su valor reside en transformar una huella discursiva dispersa en una estructura relacional documentada y analizable.

4. Modelo metodológico

Delimitado el objeto de análisis, esta sección concreta el modelo en un protocolo de trabajo. El procedimiento especifica principios de diseño, modos de construcción del grafo, métricas e identificación de comunidades, validación interpretativa y criterios éticos para operar con este tipo de datos. Su finalidad es documentar decisiones que suelen quedar implícitas en aplicaciones del análisis de redes sociales a comentarios, y ofrecer un instrumento transferible a la investigación y a la práctica profesional cuando hace falta comparar estructuras de participación.

4.1. Diseño y principios del protocolo

El modelo estudia comunidades de interacción observable en torno a influencers o creadores en plataformas con comentarios públicos asociados a publicaciones identificables. Permite cartografiar quién participa y a quién se dirige la conversación, comparar si distintos perfiles generan respuestas puntuales o relaciones continuadas y estimar el solapamiento de audiencias activas entre diferentes influencers, sin medir la audiencia total, la exposición algorítmica ni la influencia causal.

El protocolo se guía por cuatro principios: observabilidad (solo huellas públicas recuperables); documentación (cada decisión auditable); anonimización (sin publicar identificadores personales); y prudencia (los agrupamientos detectados no equivalen a comunidades totales). Sus unidades operativas son el perfil, la publicación, el comentario, el comentador, la relación y el periodo de recogida.

El procedimiento se articula en seis pasos: (1) delimitar corpus y criterios de selección; (2) solicitar consentimiento informado por escrito del titular de la cuenta y recoger comentarios de forma compatible con los términos de la plataforma; (3) limpiar y anonimizar datos; (4) construir el grafo; (5) calcular métricas e identificar comunidades; (6) validar e interpretar los resultados. En el paso 2, el protocolo distingue tres vías posibles y exige documentar cuál se empleó: interfaz oficial o API cuando esté disponible; donación de datos por parte del creador; recolección manual de comentarios públicos visibles. La figura 1 ordena la secuencia y muestra que las garantías éticas y la prudencia inferencial atraviesan todas las fases; el apartado siguiente concreta esas condiciones antes de pasar a la construcción del grafo y al análisis.

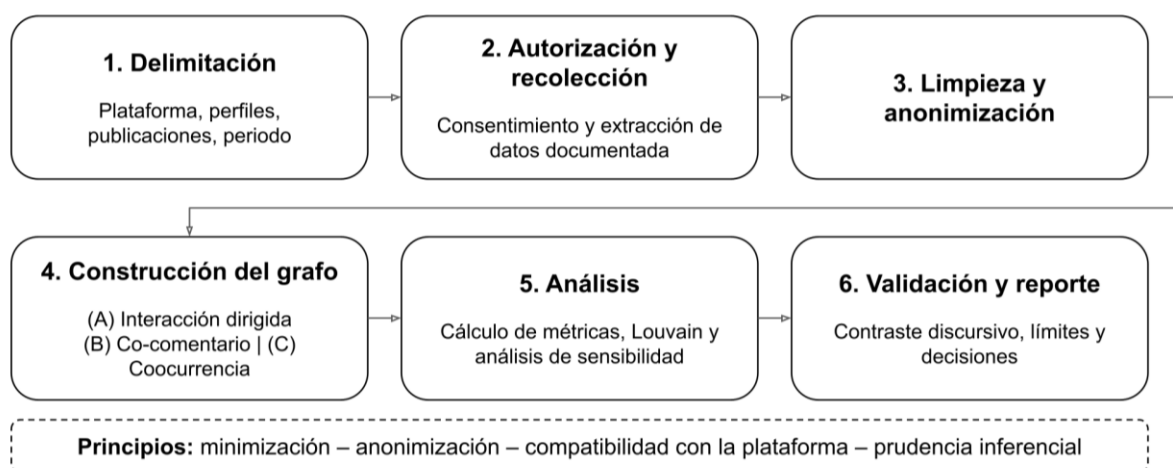


Figura 1. Protocolo para analizar comunidades de interacción observable

4.2. Ética, anonimización y gobernanza de datos

El material de partida de este protocolo son comentarios y nombres de usuario, es decir, rastros de personas identificables que no han consentido participar en un estudio. Por ello, el tratamiento de datos no constituye un requisito final de cumplimiento, sino una condición de diseño que atraviesa todo el proceso, desde la recogida y la limpieza hasta el análisis y la publicación de resultados (pasos 2 y 3 de la figura 1). La visibilidad pública del contenido no lo exime de esa obligación: los comentarios y los nombres de usuario pueden constituir datos personales en el sentido del RGPD, porque permiten identificación directa o indirecta, y obligan a un tratamiento responsable (**Franzke et al.**, 2020; *Parlamento Europeo* (2016)).

Antes de la recogida, conviene documentar la legitimidad del tratamiento: finalidad de investigación, base jurídica conforme al RGPD y compatibilidad con los términos de servicio de la plataforma (**Fiesler et al.**, 2020). Esta exigencia no es meramente formal, pues las directrices de investigación en internet subrayan que la visibilidad pública del contenido no exime de evaluar proporcionalidad, minimización y riesgo de reidentificación (**Franzke et al.**, 2020). De este marco se derivan dos consecuencias operativas. La primera concierne al modo de recogida: cuando la plataforma prohíbe expresamente la extracción masiva y automatizada, el cumplimiento ético obliga a renunciar a ella. La segunda concierne a las fuentes: la recolección de contenido publicado en cuentas de influencers exige, como regla general, el consentimiento informado por escrito del titular de la cuenta, de modo que, sin él, el alcance del corpus queda limitado y la muestra puede sesgarse hacia perfiles colaboradores. En el caso de los usuarios que comentan sin haber prestado consentimiento individual, la protección recae en el tratamiento: minimización, anonimización, finalidad específica documentada y abstención de publicar citas literales identificables.

Estas exigencias se concretan en un conjunto de condiciones mínimas:

- Sustituir los nombres de usuario por identificadores internos disociados.
- Separar los ficheros identificables de los ficheros analíticos.
- Conservar en el repositorio de trabajo público solo datos agregados o disociados.
- No publicar comentarios literales cuando permitan identificación directa o indirecta.
- Usar códigos anonimizados en las visualizaciones de grafos.
- Destruir o custodiar los ficheros identificables conforme a la normativa aplicable de conservación y supresión de datos personales.
- Evaluar de nuevo cualquier reutilización futura del corpus.

Estas medidas no son accesorias: condicionan qué datos pueden recogerse, cómo pueden transformarse en red y qué visualizaciones pueden publicarse. En consecuencia, la transparencia metodológica no debe traducirse en exposición de las personas analizadas (**Fox et al.**, 2021). Con ese marco se podrá decidir cómo se construye el grafo.

4.3. Construcción del grafo

Con el consentimiento, la vía de acceso y la anonimización definidos, el paso siguiente es decidir cómo se convierten los comentarios en relaciones (paso 4, figura 1). La elección del modo de construcción dependerá de la pregunta analítica y de los datos disponibles. La tabla 2 muestra los tres modos previstos por el protocolo: resume la regla que define cada relación, el tipo de red resultante, la inferencia que permite, los sesgos o cautelas asociados, los indicadores clave más pertinentes y el escenario de uso recomendado. No se trata de alternativas equivalentes, sino de decisiones metodológicas que condicionan la lectura de la participación.

Tabla 2. Modos de construcción del grafo de comentarios

Modo	Regla de relación	Tipo	Inferencia principal	Sesgo o cautela	Indicadores clave	Uso recomendado
A. Interacción dirigida.	Relación $i \rightarrow j$ cuando un usuario comenta dirigiéndose al influencer o a otro comentarista.	Dirigido.	Permite observar respuesta, conversación directa y reciprocidad.	Mezcla dinámicas usuario-influencer y usuario-usuario; conviene distinguir destinatarios.	Reciprocidad, densidad, modularidad, centralidad.	Cuando el corpus conserva información sobre destinatario o respuesta.
B. Co-comentario.	Relación $i - j$ cuando dos usuarios comentan una misma publicación.	No dirigido.	Permite observar co-presencia en un mismo espacio discursivo.	No implica interacción directa ni conocimiento mutuo; puede sobrerrepresentar publicaciones virales.	Densidad, modularidad, centralidad.	Cuando interesa la convergencia por publicación y no existen respuestas directas recuperables.
C. Coocurrencia por influencer.	Relación $i - j$ cuando dos usuarios comentan publicaciones del mismo influencer durante un periodo T.	No dirigido.	Permite observar recurrencia en el ecosistema de un creador.	Puede generar redes densas; requiere umbrales explícitos de peso o frecuencia.	Solapamiento, densidad, modularidad, centralidad.	Cuando la pregunta se orienta a ecosistemas de creador o campañas con más de un influencer.

En los tres modos, los participantes son comentaristas o influencers y los vínculos pueden ponderarse por frecuencia de interacción. El modo A es aplicable cuando el corpus conserva información sobre destinatario o respuesta; el modo B, cuando interesa la convergencia por publicación sin respuestas directas recuperables; y el modo C, cuando la pregunta se orienta al ecosistema de un creador o a campañas que contemplen varios influencers. En cualquier caso, el corpus mínimo debe permitir reconstruir esas relaciones: identificador de publicación, comentarista, destinatario

cuando exista y datos de limpieza documentados. En aplicaciones completas, los umbrales de filtrado deben justificarse y contrastarse mediante análisis de sensibilidad; en demostraciones exploratorias puede diferirse esa comprobación, siempre que se declare como limitación. Con el grafo ya construido, el protocolo pasa a las métricas y a la detección de comunidades.

4.4. Análisis e interpretación

A la hora de interpretar los datos, los indicadores se entienden como instrumentos para analizar la participación visible, no como resultados autosuficientes. De las métricas habituales del análisis de redes sociales (intensidad de emisión o recepción, puentes entre subgrupos, fragmentación global, triangulación local o tendencia centro-periferia), el protocolo toma como clave los cinco recogidos en la tabla 3, por su lectura comunicativa directa sobre conversación, cohesión, agrupamiento, solapamiento y concentración de la participación. Los demás pueden incorporarse cuando la pregunta de la investigación lo exija (por ejemplo, para precisar una estructura centro-periferia). Para cada indicador clave se indica qué permite observar sobre la participación y su límite principal como guía para ayudar al investigador y evitar inferencias que el dato no puede sostener.

Tabla 3. Indicadores clave del protocolo

Indicador	Lectura comunicativa	Límite principal
Reciprocidad	Conversación recíproca frente a emisión unidireccional al creador.	No implica relación estable fuera de la red.
Densidad	Cohesión de la red o de un agrupamiento.	Depende del tamaño de la red y del modo de construcción.
Modularidad (Q) / nº comunidades	Agrupamientos diferenciables de comentadores.	No prueba cohesión temática ni estabilidad social.
Solapamiento de comentadores	Redundancia o complementariedad de audiencias activas.	No mide exposición total ni duplicación de seguidores.
Centralidad de grado	Concentración de la participación en perfiles o comentadores centrales.	No implica autoridad ni credibilidad fuera de la red.

La selección de indicadores se debe ajustar a la pregunta o preguntas de la investigación y al modo de construcción del grafo (tablas 2 y 3). La detección de comunidades, en cambio, exige una cautela específica. Es una operación propia del ARS que agrupa a los participantes según la estructura de sus vínculos y puede realizarse con algoritmos como Louvain (**Blondel et al.**, 2008). Sin embargo, estos algoritmos funcionan optimizando la modularidad, una medida de cómo de separados están los grupos entre sí, y esa optimización está sujeta a un límite de resolución: tiende a fusionar los módulos pequeños o a dividir otros de forma artificial (**Fortunato; Barthélemy**, 2007). La consecuencia práctica es que una partición de apariencia nítida no garantiza, por sí sola, que los grupos detectados sean reales.

Por ello, la partición conviene contrastarla con indicadores internos de cohesión y con validación interpretativa. Dos comprobaciones adicionales refuerzan esa lectura: el análisis de sensibilidad de los umbrales aplicados y el contraste con un algoritmo alternativo como Leiden, que corrige ciertos defectos de conectividad de Louvain

(Traag; Waltman; Van-Eck, 2019). Ambas se recomiendan en aplicaciones completas y pueden diferirse en ilustraciones exploratorias, siempre que se documenten como limitación. Este contraste interpretativo y el reporte de las decisiones adoptadas constituyen el paso 6, que se detalla a continuación.

4.5. Validación y reporte

Obtenidas las métricas y la partición, el protocolo exige no dar por concluida la lectura estructural. Es preciso contrastar la reproducibilidad del procedimiento, la pertinencia de los indicadores respecto a la pregunta y la coherencia discursiva de los agrupamientos detectados. La validación interpretativa confronta la partición obtenida con la orientación relacional y discursiva de los comentarios, mediante un esquema de categorías explícito y documentado, y evita leer la separación formal entre grupos (modularidad) como cohesión temática sin contraste. El reporte debe, además, dejar constancia del cumplimiento de las condiciones éticas fijadas en el apartado 4.2 (consentimiento, anonimización y publicación responsable).

Cada aplicación debe documentar la cadena completa de decisiones (desde la plataforma y el periodo de recogida hasta los límites de inferencia). Como mínimo, el reporte debe especificar: plataforma y periodo de recogida; criterios de selección de perfiles y publicaciones; consentimiento informado del titular de la cuenta; vía de recolección y compatibilidad con los términos de servicio; números de publicaciones, comentarios y usuarios únicos; modo de construcción del grafo, tipo y ponderación de las relaciones y umbrales aplicados; algoritmo de detección de comunidades y parámetros; indicadores, y herramientas; decisiones de limpieza y anonimización; procedimiento y resultados de validación interpretativa; y límites de inferencia.

5. Aplicación ilustrativa del protocolo

A modo exploratorio, el protocolo presentado se aplica a una selección de comentarios realizados en publicaciones de creadores gastronómicos de *TikTok*. Esta demostración no pretende caracterizar de forma generalizable las comunidades de influencers en la plataforma, sino mostrar qué puede observarse cuando el análisis se desplaza del volumen de respuesta a la estructura de la participación. *TikTok* se emplea por su lógica de feed algorítmico, su creciente popularidad y su menor representación en revisiones de marketing de influencers (Vrontis et al., 2021). El análisis se centra en el nicho gastronómico en España dado que es una de las tipologías de contenido más seguidas por los usuarios; las marcas de alimentación y bebida recurren a influencers con más frecuencia que las de otros sectores (Primetag; IAB, 2024); y la homogeneidad temática facilita comparar interacción discursiva y solapamiento de audiencias activas entre perfiles de un mismo ámbito.

Esta aplicación sigue los pasos definidos en el protocolo: delimitación de perfiles y publicaciones, obtención de consentimiento, recolección y anonimización de datos, construcción del grafo y reporte.

5.1. Corpus y construcción del grafo

Los perfiles se identificaron a través de las bases de datos de analítica de influencers *HypeAuditor* (<https://hypeauditor.com>), *Upfluence* (<https://upfluence.com>) e

Influencity (<https://influencity.com>), utilizándose cuatro criterios: que centrasen su contenido en el ámbito gastronómico (recetas, restaurantes, etc.); que tuviesen más de 200.000 seguidores; que su audiencia mayoritaria estuviese en España o que declarasen residir en el país; y que no fuesen figuras con exposición mediática tradicional (TV, prensa, etc.). Esta búsqueda arrojó 79 perfiles.

Antes de la recogida, y tras una revisión por parte del comité de ética institucional, se solicitó a cada uno de esos perfiles el consentimiento informado por escrito de su titular para analizar sus publicaciones y los comentarios públicos asociados. Diez influencers lo otorgaron, y con sus vídeos se constituyó el corpus. El requisito de consentimiento condiciona, por tanto, el tamaño y la composición de la muestra.

Dado que los términos de servicio de *TikTok* restringen la extracción masiva y automatizada, los comentarios se recogieron de forma manual. Para cada una de las 120 publicaciones seleccionadas (12 por perfil), los comentarios visibles se trasladaron a un registro estructurado con los campos mínimos del protocolo (identificador de publicación, comentador, destinatario cuando era recuperable y datos de respuesta). Ese conjunto visible puede no equivaler al total de comentarios emitidos: el ranking y la ocultación de comentarios de *TikTok* modulan qué mensajes aparecen y en qué orden, de modo que el corpus observable está condicionado antes del muestreo. El registro se formateó, se sometió a una limpieza de datos (normalización de identificadores, eliminación de duplicados) y se anonimizó antes de cualquier análisis relacional. Este procedimiento reduce la capacidad de escalabilidad a la hora de recoger los datos, pero alinea la investigación con las políticas de la plataforma, con el consentimiento del propietario del perfil analizado y con las directrices éticas del estudio.

Entre los tres modos de construcción del grafo que contempla el protocolo (tabla 2), para esta aplicación se empleó el modo A, dado que el corpus contiene pares de interacción dirigidos (comentador → destinatario) y responde a la pregunta sobre reciprocidad, emisión vertical e intercambio horizontal. Los modos B y C quedan para replicaciones futuras. En los comentarios de primer nivel, el destinatario es el autor de la publicación (el influencer). En las respuestas anidadas, el destinatario se asignó, como asunción operativa, al comentador del mensaje inmediatamente anterior en el hilo visible, dado que la plataforma no expone un identificador explícito a quien responde esa interacción. Los casos ambiguos se resolvieron en la limpieza previa a la anonimización. Esta regla permite aproximar la reciprocidad y la dirección de la interacción, pero introduce riesgo de error de atribución en hilos complejos y puede mezclar comentarios al creador con respuestas entre usuarios; los indicadores de reciprocidad deben leerse con esa cautela. La tabla 4 sintetiza los parámetros mínimos de reporte del corpus.

La red se construyó e importó en *Gephi* a partir del corpus anonimizado: los participantes corresponden a comentadores e influencers (etiquetas INF/ANON) y las relaciones representan interacciones dirigidas ponderadas según el modo A. Los agrupamientos se detectaron con el algoritmo Louvain (resolución 1,0). Como comprobación de robustez del protocolo, se contrastó esa partición con Leiden y se repitió el análisis bajo umbrales de peso mínimo de arista (1-3) y de grado mínimo del participante (1-

3). Los indicadores estructurales y de sensibilidad se reportan sobre el grafo base (peso ≥ 1 ; grado ≥ 1), salvo que se indique otra condición.

Tabla 4. Resumen de la aplicación ilustrativa

Parámetro	Valor reportado
Plataforma	<i>TikTok</i>
Nicho	Gastronomía, España
Periodo	Mayo-agosto de 2023
Influencers	INF01-INF10
Publicaciones	120 vídeos
Interacciones (comentarios públicos)	5.571
Nodos (comentadores e influencers)	4.213
Aristas únicas	5.068
Modo de grafo aplicado	Modo A: Interacción dirigida ponderada
Consentimiento de influencers	Autorización por escrito del titular de cada cuenta, previa revisión del Comité de Ética.
Vía de recolección	Manual
Tratamiento de datos	Identificadores anonimizados y disociados

La tabla 5 desagrega el volumen de participación por influencer de la muestra. Las columnas distinguen comentadores únicos (usuarios distintos que dirigieron al menos un comentario al perfil) e interacciones recibidas (comentarios totales, incluidas repeticiones del mismo usuario). La desproporción entre perfiles es relevante metodológicamente: no todos los creadores del corpus concentran un volumen comparable de participación visible, lo que condiciona la comparabilidad directa de sus estructuras de red.

Tabla 5. Distribución de comentadores e interacciones por influencer

Código	Comentadores únicos	Interacciones recibidas
INF01	1.588	1.680
INF02	574	625
INF03	556	637
INF04	396	424
INF05	194	201
INF06	142	179
INF07	100	125
INF08	24	29
INF09	21	23
INF10	7	7

Como muestra la tabla 5, INF01 concentra el mayor volumen de comentadores únicos (1.588) e interacciones (1.680), mientras que INF08, INF09 e INF10 reciben volúmenes muy reducidos de comentarios. Esta distribución refleja tanto diferencias de popularidad como el efecto del criterio de consentimiento sobre la composición final de la muestra.

5.2. Resultados y validación interpretativa

A través de los resultados se pueden analizar tres aspectos: la forma global de la participación, la estructura de la conversación observable y la coherencia discursiva de los agrupamientos detectados. En primer lugar, la participación es mayoritariamente puntual y centralizada: casi siete de cada diez comentadores intervienen una sola vez (69,4 %) y la gran mayoría emite un único comentario dirigido (92,5 %). El patrón dominante es, pues, de emisión vertical hacia el influencer y no se identifican conversaciones reiteradas entre usuarios. Esta forma describe la estructura observable del grafo.

En segundo lugar, no toda la participación es unidireccional. Una parte apreciable de los vínculos únicos está correspondida (14,2 %; 359 pares recíprocos) y casi tres de cada diez interacciones se producen entre comentadores, sin que el destinatario sea un influencer (29,5 %; 1.641 de 5.571). Persiste una franja minoritaria, pero observable, de conversación y sociabilidad horizontal.

Tabla 6. Indicadores estructurales de la participación (entre paréntesis se indica la denominación estándar en ARS)

Indicador	Valor
Participantes (nodos)	4.213
Relaciones únicas dirigidas (aristas)	5.068
Interacciones totales (aristas ponderadas)	5.571
Dispersión de la red (densidad)	0,00029
Intensidad media de emisión (grado medio de salida)	1,2
Participantes con una sola interacción	2.922 (69,4 %)
Pares con reciprocidad (pares recíprocos)	359 (718 aristas; 14,2 % correspondidas)
Interacciones entre comentadores	1.641 (29,5 %)
Componente principal conectada (componente débilmente conexa)	3.655 participantes (86,8 %)
Triangulación local media (coeficiente de agrupación)	0,003
Tendencia centro-periferia (asortatividad de grado)	-0,41

La tabla 6 ilustra los indicadores de participación y confirma que esta es muy dispersa y poco conversacional en el conjunto de la red (densidad = 0,00029): cada participante emite, de media, apenas algo más de un comentario dirigido (grado medio de salida

= 1,2) y casi siete de cada diez intervienen una sola vez. A la vez, la conversación se organiza en torno a perfiles centrales (los influencers) mientras la mayor parte de los comentadores permanece en la periferia (tendencia centro-periferia = $-0,41$), con una franja minoritaria de intercambio horizontal coherente con los pares recíprocos.

Los agrupamientos detectados en la conversación (algoritmo Louvain) producen 80 grupos con una separación formal elevada entre ellos (modularidad $Q = 0,799$). La tabla 7 presenta las ocho comunidades más numerosas. Para cada una se reporta el tamaño, la densidad interna, el influencer principal asociado y el volumen de interacciones. Esta desagregación es clave: una separación nítida entre agrupamientos no basta para inferir cohesión comunitaria si, dentro de cada uno, la conversación entre comentadores permanece muy débil (densidades internas bajas).

Cada comunidad principal se articula en torno a un influencer dominante (INF01 en C1, INF03 en C2, etc.), pero ninguna alcanza un tejido conversacional denso entre comentadores: incluso la más cohesionada (C8) permanece muy dispersa en su interior (densidad interna = $0,038$). Una separación tan marcada entre grupos ($Q \approx 0,8$) podría leerse como partición nítida de comunidades; aquí, en cambio, el contraste entre la asociación de cada agrupamiento con un influencer, sus bajas densidades internas y la codificación discursiva posterior indica que la partición refleja sobre todo la segregación entre ecosistemas de creadores distintos. Esa lectura se mantiene al contrastar Louvain con Leiden y al variar umbrales de peso y grado: en el grafo base ambos algoritmos coinciden ($Q = 0,799$; $ARI = 0,999$) y, bajo filtrados con al menos 100 participantes, la modularidad permanece elevada ($0,814$ - $0,883$) y el acuerdo entre particiones alto ($ARI \geq 0,788$).

Tabla 7. Comunidades principales detectadas

Comunidad	Participantes	Densidad interna	Influencer principal	Interacciones comunidad
C1	1.513	0,0013	INF01	1.648
C2	632	0,0032	INF03	858
C3	593	0,0035	INF02	681
C4	435	0,0049	INF04	562
C5	241	0,0102	INF05	336
C6	161	0,0158	INF06	259
C7	122	0,0190	INF10	188
C8	104	0,0381	INF07	307

Para contrastar esos agrupamientos con la orientación discursiva de los comentarios, se codificaron los 5.571 mensajes del corpus de forma sistemática. La tabla 8 muestra el esquema de codificación: cada código se asigna según criterios formales de dirección (al influencer o entre comentadores) y de contenido observable (elogio, consulta o evaluación gastronómica, crítica, humor, ruido). Las reglas se contrastaron con la lectura manual de 120 comentarios, seleccionados de forma estratificada: quince por cada una de las ocho comunidades principales (C1-C8). No se publican citas literales por restricciones de anonimización.

Tabla 8. Esquema de codificación de comentarios

Código	Criterio de clasificación
Elogio al influencer	Emisión breve o afectiva dirigida al creador.
Consulta gastronómica	Pregunta sobre receta, ingredientes o preparación.
Evaluación gastronómica	Comentario sobre la receta sin elogio dominante.
Evaluación crítica	Crítica al contenido o al creador.
Meta/broma	Humor o metacomunicación dirigida al creador.
Intercambio horizontal	Respuesta entre comentadores (debate, broma u otras).
Otro vertical	Emisión al creador no clasificada en las categorías anteriores.
Ruido breve	Emoji aislado o mensaje demasiado breve para clasificar.

La tabla 9 agrupa los resultados de esa codificación. Las columnas centrales expresan el porcentaje de comentarios dirigidos al influencer, de consultas o evaluaciones gastronómicas y de intercambios horizontales entre comentadores; la última columna identifica el código dominante en cada ámbito analizado. Se reportan el corpus global y las cuatro comunidades principales con volumen suficiente para la comparación.

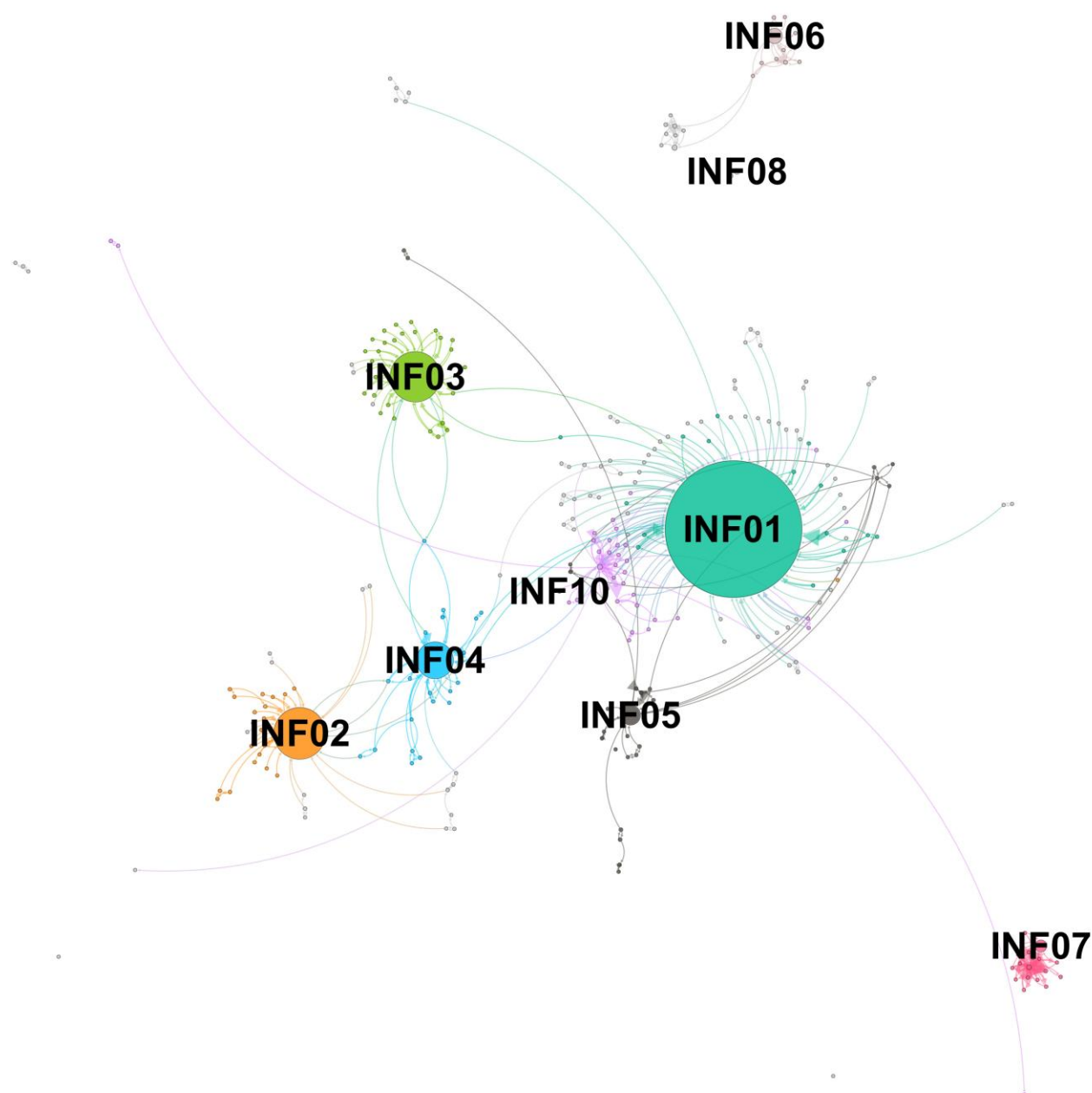
Tabla 9. Distribución de códigos discursivos

Ámbito analizado	Comentarios codificados comunidad	Emisión vertical al creador (%)	Consulta o evaluación gastronómica (%)	Intercambio horizontal entre comentadores (%)	Código dominante (categoría; %)
Corpus	5.571	73,8	2,8	26,2	Elogio influencer (32,4)
C1 (INF01)	1.668	91,6	3,7	8,4	Elogio influencer (41,2)
C2 (INF03)	870	76,7	2,1	23,3	Elogio influencer (37,1)
C3 (INF02)	699	90,0	2,9	10,0	Elogio influencer (42,9)
C4 (INF04)	582	79,4	1,7	20,6	Otro vertical (36,4)

El corpus muestra el predominio de emisión vertical al creador (73,8 %). Las comunidades principales coinciden con el ecosistema de un influencer (≥ 95 % de comentarios del creador dominante), pero presentan baja homogeneidad discursiva: el código dominante no supera el 43 % en ninguna. La marcada separación entre agrupamientos ($Q = 0,799$) refleja segregación por creador y no subcomunidades temáticas estables. Persiste, no obstante, una franja pequeña de intercambio horizontal (26,2 % en el corpus global; 29,5 % de las interacciones en la red), coherente con la reciprocidad observada en la tabla 6.

Entre los siete perfiles con volumen suficiente (INF01-INF07), la audiencia activa apenas se solapa: 3.507 usuarios comentan en un solo influencer, 20 en dos y 1 en tres;

apenas 21 (0,6 %) intervienen en más de un perfil de la muestra. Con doce vídeos por perfil en cuatro meses, ese solapamiento constituye una cota inferior del valor real. En conjunto, la aplicación muestra viabilidad del protocolo y advierte que, sin filtrado o modos alternativos de construcción, la detección de comunidades puede sobreidentificar agrupamientos que corresponden a audiencias incidentales de creadores distintos. La estructura en estrella (creadores en el centro, comentaradores en la periferia) confirma la centralización y el predominio de la emisión vertical, aunque el corpus se



construyó alrededor de cuentas de influencers y esa forma es en parte por diseño. Por sí sola, no permite inferir que los participantes mantengan una relación parasocial. Figura 2. Grafo de la aplicación ilustrativa con comunidades coloreadas

La figura 2 ofrece una visualización de la red de interacción dirigida. Dado que la visualización del conjunto completo (4.213 participantes y 5.068 relaciones) resulta ilegible, la figura muestra un subconjunto filtrado: los diez influencers de la muestra y

los comentadores con al menos tres vínculos (298 participantes y 571 relaciones). El color identifica el agrupamiento detectado; el tamaño del participante refleja la intensidad de recepción de comentarios. La disposición visual permite apreciar la concentración de vínculos en torno a los perfiles centrales y la escasa interconexión entre comentadores periféricos.

En la figura se aprecia con claridad la estructura en estrella antes mencionada: los participantes de mayor tamaño corresponden a los influencers, alrededor de los cuales se agrupan nubes de comentadores con poca conexión entre sí. Los colores confirman que los agrupamientos se alinean, en buena medida, con los ecosistemas de cada creador y no con subgrupos temáticos, una lectura coherente con la débil conversación interna de cada comunidad (tabla 7) y con la predominancia de emisión vertical (tabla 9).

En resumen, la red adopta una estructura en estrella, con participación mayoritariamente puntual y vertical, comunidades alineadas con ecosistemas de influencers y una franja minoritaria de intercambio horizontal. La aplicación muestra así la posibilidad de construir y analizar grafos de comentarios en condiciones reales de trabajo, pero no permite inferir la audiencia total, la exposición algorítmica, la comunidad simbólica del influencer, ni la estructura general de *TikTok*. La lectura adecuada es metodológica: el procedimiento demuestra viabilidad, no generalización empírica, y desplaza el foco desde el grueso de seguidores hacia la comunidad de interacción observable, sin menospreciar el valor de las métricas agregadas que informan sobre popularidad, aunque no sobre estructura relacional.

6. Conclusión

En una época en la que la preeminencia de la figura de los influencers es cada vez mayor, hacen falta respuestas metodológicas capaces de profundizar en un fenómeno que la lógica algorítmica de las plataformas vuelve más complejo. Por ello, este artículo aborda un vacío doble. Por un lado, las comunidades en torno a influencers suelen inferirse del número de seguidores o de ratios agregadas de interacción, indicadores que miden popularidad, pero no la estructura de la participación. Por otro lado, aunque el análisis de redes sociales (ARS) sobre comentarios en plataformas de vídeo ha demostrado viabilidad (**Murthy; Sharma**, 2019; **Vassey et al.**, 2025; **Duan et al.**, 2024), las aplicaciones previas han respondido a preguntas y reglas de construcción específicas de cada estudio.

En este artículo se aborda este vacío presentando un modelo explícito, documentado y transferible que, en contextos de acceso limitado a datos y de restricciones normativas (**Freelon et al.**, 2024; **Fiesler et al.**, 2020), convierte comentarios públicos en una representación relacional comparable de la interacción visible. Propone el concepto operativo de ‘comunidad de interacción observable’, lo distingue de seguidores, audiencia algorítmica y comentadores, y lo concreta en un protocolo con principios de diseño, tres modos de construcción del grafo, indicadores con límites de inferencia, validación interpretativa y condiciones éticas de recogida y anonimización.

Ese instrumento permite a investigadores y profesionales distinguir participación puntual de recurrencia, centralización frente a conversación entre usuarios y solapamiento o diferenciación de audiencias activas entre perfiles, más allá del volumen agregado de respuesta. Dialoga con enfoques que separan productores y audiencias (**Guarino et al.**, 2026) y con el debate sobre públicos algorítmicos frente a sociabilidad efectiva (**Gerbaudo**, 2026; **Boyd**, 2026), pero formula un problema distinto: sistematizar el estudio de comunidades de interacción cuando no se dispone de datos completos de seguimiento, impresión o consumo pasivo (**VanAtteveldt; Peng**, 2018).

El modelo descrito propone el concepto operativo de ‘comunidad de interacción observable’, lo distingue de seguidores, audiencia algorítmica y comentaristas, y lo concreta en un protocolo con principios de diseño, tres modos de construcción del grafo, indicadores con límites de inferencia, validación interpretativa y condiciones éticas de recogida y anonimización

La metodología se aplica de forma exploratoria a *TikTok* y verifica que el protocolo es operable en condiciones reales. En esa muestra, el procedimiento hizo observable lo que las métricas agregadas ocultan: una participación mayoritariamente puntual y centralizada en torno a los creadores. Estos resultados ilustran el protocolo en funcionamiento y el tipo de error interpretativo que previene.

Entre las limitaciones figuran el sesgo de comentaristas y la opacidad algorítmica. También pesan la dependencia del modo de construcción del grafo y la necesidad de validación interpretativa antes de inferir cohesión comunitaria. La sensibilidad a umbrales y el contraste Louvain-Leiden sí se aplicaron y respaldan la lectura de segregación por creador; permanece pendiente una validación independiente de la regla de atribución de destinatario en hilos anidados y la comparación sistemática con los modos B y C.

Conviene replicar el procedimiento en otras plataformas, sectores y periodos, y contrastar las comunidades detectadas con análisis cualitativo de contenido. Cuando sea éticamente posible, también conviene comparar grafos de comentarios con datos de seguimiento u otras señales de participación. Una línea prometedora es aplicar el protocolo a unos mismos creadores en redes distintas para examinar cómo las posibilidades comunicativas de cada plataforma modulan la estructura relacional de la participación.

7. Referencias

Ballesteros-Herencia, Carlos A. (2019). La representación digital del engagement: hacia una percepción del compromiso a través de acciones simbólicas. *Revista de Comunicación*, v. 18, n. 1, pp. 215-233.
<https://doi.org/10.26441/RC18.1-2019-A11>

Bhandari, Anil; Bimo, Sara (2022). Why's everyone on TikTok now? The algorithmized self and the future of self-making on social media. *Social Media + Society*, v. 8, n. 1.
<https://doi.org/10.1177/20563051221086241>

Blondel, Vincent D.; Guillaume, Jean-Loup; Lambiotte, Renaud; Lefebvre, Etienne (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, v. 2008, n. 10, P10008.
<https://doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/P10008>

Boyd, Danah (2026). Social media is now parasocial media. *Social Media + Society*, v. 12, n. 2.
<https://doi.org/10.1177/20563051261437487>

Breves, Priska; Liebers, Nicole (2025). The impact of following duration on the perception of influencers and their persuasive effectiveness explained by parasocial relationship stages. *Journal of Current Issues & Research in Advertising*, v. 46, n. 1.
<https://doi.org/10.1080/10641734.2024.2320186>

Bucher, Taina (2018). *If... then: Algorithmic power and politics*. Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/oso/9780190493028.001.0001>

Campbell, Colin; Farrell, Justine Rapp (2020). More than meets the eye: The functional components underlying influencer marketing. *Business Horizons*, v. 63, n. 4, pp. 469-479.
<https://doi.org/10.1016/j.bushor.2020.03.003>

Duan, Yiran; Khoury, Christy; Joh, Una; Smith, Alex O.; Cousin, Calvin; Hemsley, Jeff (2024). Comparing climate change content and comments across Instagram reels, TikTok, and YouTube shorts and long videos. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, v. 61, n. 1, pp. 103-114.
<https://doi.org/10.1002/pra2.1012>

Farivar, Samira; Wang, Fang; Yuan, Yufei (2021). Opinion leadership vs. para-social relationship: Key factors in influencer marketing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, v. 59, 102371.
<https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102371>

Fiesler, Casey; Beard, Nathan; Keegan, Brian C. (2020). No robots, spiders, or scrapers: Legal and ethical regulation of data collection methods in social media terms of service. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, v. 14, n. 1, pp. 187-196.
<https://doi.org/10.1609/icwsm.v14i1.7290>

Fortunato, Santo; Barthélemy, Marc (2007). Resolution limit in community detection. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 104, n. 1, pp. 36-41.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0605965104>

Fox, Jesse; Pearce, Katy E.; Massanari, Adrienne L.; Riles, Julius Matthew; Szulc, Łukasz; Ranjit, Yerina S.; Trevisan, Filippo; Soriano, Cheryll Ruth R.; Vitak, Jessica; Arora, Payal; Ahn, Sun Joo (Grace); Alper, Meryl; Gambino, Andrew; Gonzalez, Carmen; Lynch, Teresa; Williamson, Lillie D; Gonzales, Amy L. (2021). Open science, closed doors? Countering marginalization through an agenda for ethical, inclusive research in communication. *Journal of Communication*, v. 71, n. 5, pp. 764-791.
<https://doi.org/10.1093/joc/jqab029>

Franzke, Aline Shakti; Bechmann, Anja; Zimmer, Michael; Ess, Charles M. Association of Internet Researchers (2020). Internet Research: Ethical Guidelines 3.0.
<https://aoir.org/reports/ethics3.pdf>

Freelon, Deen; Monzer, Cristina; Jeon, Gayoung; Moy, Cameron; Williams, Natasha (2024). The post-API age of social media data access: Past, present, and future. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, v. 715, n. 1, pp. 16-37.
<https://doi.org/10.1177/00027162251372557>

Gerbaudo, Paolo (2026). TikTok and the algorithmic transformation of social media publics: From social networks to social interest clusters. *New Media & Society*, v. 28, n. 3, pp. 1019-1036.
<https://doi.org/10.1177/14614448241304106>

Gräve, Jan-Frederik (2019). What KPIs are key? Evaluating performance metrics for social media influencers. *Social Media + Society*, v. 5, n. 3.
<https://doi.org/10.1177/2056305119865475>

Guarino, Stefano; Mounim, Ayoub; Caldarelli, Guido; Saracco, Fabio (2026). Leveraging content producer networks and user perception to detect online discursive communities. *Scientific Reports*, v. 16, 11911.
<https://doi.org/10.1038/s41598-026-39477-5>

Hoffner, Cynthia A.; Bond, Bradley J. (2022). Parasocial relationships, social media, & well-being. *Current Opinion in Psychology*, v. 45, 101306.
<https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101306>

Horton, Donald; Wohl, Richard R. (1956). Mass communication and para-social interaction: Observations on intimacy at a distance. *Psychiatry*, v. 19, n. 3, pp. 215-229.
<https://doi.org/10.1080/00332747.1956.11023049>

Mosseri, Adam (2023). Instagram ranking explained. *Instagram*, 31 May.
<https://about.instagram.com/blog/announcements/instagram-ranking-explained>

Murthy, Dhiraj; Sharma, Sanjay (2019). Visualizing YouTube's comment space: online hostility as a networked phenomena. *New Media & Society*, v. 21, n. 1, pp. 191-213.
<https://doi.org/10.1177/1461444818792393>

Ouvrein, Gaëlle (2025). Followers, fans, friends, or haters? A typology of the online interactions and relationships between social media influencers and their audiences based on a social capital framework. *New Media & Society*, v. 27, n. 10, pp. 5659-5690. <https://doi.org/10.1177/14614448241253770>

Parlamento Europeo (2016). Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 27 de abril de 2016, relativo a la protección de las personas físicas en lo que respecta al tratamiento de datos personales y a la libre circulación de estos datos (Reglamento General de Protección de Datos). *Diario Oficial de la Unión Europea*, L 119, 88 pp.

<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32016R0679>

Pelttari, Sanna (2025). Commenting behavior as a mirror of parasocial relationships and emotional attachment on YouTube: A qualitative study of comments on product-promoting videos in Spanish. *Pragmatics and Society*, v. 16, n. 6, pp. 828-849.

<https://doi.org/10.1075/ps.24075.pel>

Primetag; IAB Spain (2024). *Influencer economy: los datos del mercado sin filtros*. IAB Spain.

<https://iabspain.es/estudio/influencer-economy-los-datos-del-mercado-sin-filtro>

Rogers, Richard (2018). Otherwise engaged: Social media from vanity metrics to critical analytics. *International Journal of Communication*, v. 12, pp. 450-472.

<https://ijoc.org/index.php/ijoc/article/view/6407>

Ronzhyn, Alexander; Cardenal, Ana-Sofia; Batlle-Rubio, Albert (2023). Defining affordances in social media research: A literature review. *New Media & Society*, v. 25, n. 11, pp. 3165-3188.

<https://doi.org/10.1177/14614448221135187>

Swani, Kunal; Labrecque, Lauren I. (2020). Like, comment, or share? Self-presentation vs. brand relationships as drivers of social media engagement choices. *Marketing Letters*, v. 31, n. 2-3, pp. 279-298.

<https://doi.org/10.1007/s11002-020-09518-8>

TikTok (2020). How TikTok recommends videos #ForYou. *TikTok Newsroom*, 11 March.

<https://newsroom.tiktok.com/en-us/how-tiktok-recommends-videos-for-you>

Traag, Vincent A.; Waltman, Ludo; Van Eck, Nees Jan (2019). From Louvain to Leiden: guaranteeing well-connected communities. *Scientific Reports*, v. 9, 5233.

<https://doi.org/10.1038/s41598-019-41695-z>

Trezza, Domenico (2023). To scrape or not to scrape, this is dilemma. The post-API scenario and implications on digital research. *Frontiers in Sociology*, v. 8, 1145038.

<https://doi.org/10.3389/fsoc.2023.1145038>

Van-Atteveldt, Wouter; Peng, Tai-Quan (2018). When communication meets computation: Opportunities, challenges, and pitfalls in computational communication science. *Communication Methods and Measures*, v. 12, n. 2-3, pp. 81-92.
<https://doi.org/10.1080/19312458.2018.1458084>

Vassey, Julia; Chang, Ho-Chun Herbert; Valente, Tom; Unger, Jennifer B. (2025). Worldwide connections of influencers who promote e-cigarettes on Instagram and TikTok: A social network analysis. *Computers in Human Behavior*, v. 165, 108545.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108545>

Vrontis, Demetris; Makrides, Anna; Christofi, Michael; Thrassou, Alkis (2021). Social media influencer marketing: A systematic review, integrative framework and future research agenda. *International Journal of Consumer Studies*, v. 45, n. 4, pp. 617-644.
<https://doi.org/10.1111/ijcs.12647>

Wies, Simone; Bleier, Alexander; Edeling, Alexander (2023). Finding goldilocks influencers: How follower count drives social media engagement. *Journal of Marketing*, v. 87, n. 3, pp. 383-405.
<https://doi.org/10.1177/00222429221125131>