VISUAL REVIEW | Vol. 18, No. 7, 2026 | ISSN 2695-9631
International Visual Culture Review / Revista Internacional de Cultura Visual
CC BY ND
https://doi.org/10.62161/revvisual.v18.6496

INFLUENCIA DE LA IA EN LA VIRALIDAD Y LA ATENCIÓN EN REDES SOCIALES

JOSE ÁNGEL MERCADER JIMÉNEZ [1]
josea.mercader@upct.es
VIRGINIA ALARCÓN MARTÍNEZ [2]
virginia.alarcon@unir.net
[1]Universidad Politécnica de Cartagena, España
[2]Universidad Internacional de la Rioja, España

PALABRAS CLAVE

Inteligencia artificial
Viralidad
Redes sociales
Empírica
Modelo
Diversidad
Información

RESUMEN

El objeto de estudio es el discernimiento de la calidad en un modelo estilizado de una red social en línea, donde agentes individuales prefieren información de calidad. Se lleva a cabo una metodología de investigación empírica, que pretende obtener conocimiento a partir de la observación de la realidad. Como resultado, es posible lograr un buen equilibrio entre el poder discriminatorio y la diversidad de información.

Las conclusiones evidencian que el modelo predice que la información de baja calidad tiene la misma probabilidad de volverse viral, lo que proporciona una interpretación del alto volumen de desinformación que se observa en línea.

RECIBIDO: 05/ 08 / 2026
ACEPTADO: 20/ 10 / 2026

1.Introducción

1.1. Antecedentes

En la actualidad, las redes sociales poseen gran trascendencia en la humanidad. Lo que se denomina con el concepto de "millennials" invierten alrededor de 5 horas al día navegando en las redes sociales como TikTok, Twitter(X) e Instagram.

A consecuencia de esto, numerosas empresas destinan importantes sumas de dinero en promocionar productos o servicios que ofrecen por medio de estos modernos medios de comunicación. Se alcanza una publicidad indirecta en redes sociales, ya que en la mayor parte de las ocasiones se encuentra camuflada en "publicaciones entretenidas, ideas o memes" publicadas por los denominados "influencers".

Hace cuatro siglos Milton (1644) en un encuentro libre y abierto de ideas, argumenta que la verdad prevalece. Desde entonces, el concepto de libre mercado de ideas se ha utilizado para respaldar políticas de libertad de expresión e incluso se aplica al estudio de la investigación científica.

La teoría establece analogías con la selección natural, donde los rasgos de una especie determinan su supervivencia, y junto con los mercados económicos, el valor intrínseco de un bien, y con ello, determina su éxito.

Dos elementos esenciales de esta teoría son la diversidad de ideas a la que están expuestas las personas y el poder discriminatorio del mercado, que se define, como su capacidad para permitir que las mejores ideas se popularicen.

La reciente aparición de las redes sociales, como una plataforma importante de comunicación, está teniendo un impacto significativo en el mercado, al ampliar la participación y facilitar la contribución y el intercambio de información y opiniones.

Es por ello, que, a consecuencia de la irrupción de los actuales medios de comunicación digital, las empresas y la sociedad en general, combaten el reto diario de hallar formatos, tonos y contenidos que detengan la atención de los usuarios que navegan por las citadas redes sociales.

En el presente estudio, se van a emplear los términos de "publicación entretenida", "idea" y "meme" indistintamente, para referirnos a una pieza de información transmisible.

Un "meme" según la Real Academia Española (2001) se define como un "rasgo cultural o de conducta que se transmite por imitación de persona a persona o de generación en generación ".

Puede representar un enlace a una noticia, una frase, una etiqueta o hashtag, un video o imagen. A través de redes sociales, tal como Twitter (X) o Facebook, los usuarios están expuestos diariamente a una gran cantidad de memes que compiten por alcanzar el éxito.

Sin embargo, las limitaciones cognitivas limitan el número de interacciones sociales que se pueden mantener y el número de ideas que se pueden considerar, lo que da lugar a lo que denomina "economía de la atención".

Los flujos de información resultantes de estas complejas dinámicas tienen implicaciones cada vez más importantes en la política pública. Esto provoca que las cuestiones de discriminación y diversidad sean más importantes que nunca en los mercados de información en línea actuales.

Este citado estudio, instruye el poder discriminatorio y la diversidad en una red de información modelo y similar a las redes sociales modernas, donde los memes se comparten y se propagan de persona a persona.

Se asume la existencia de una medida intrínseca de calidad para cada meme compartido en línea y se explora cómo dos factores críticos (el número de memes en competencia y la atención limitada de los participantes que afectan la capacidad del sistema) para seleccionar los mejores memes para su supervivencia y difusión, a la vez que se mantiene un diverso ecosistema de ideas.

Se observa un equilibrio entre la discriminación de calidad y la diversidad, en el que ambas pueden ser relativamente altas cuando los agentes tienen suficiente atención y no están sobrecargados de información.

Es fundamental señalar que calibrar el modelo con datos empíricos es difícil porque cualidades como el valor, la innovación, la fiabilidad y la relevancia de la información rara vez se pueden medir o incluso definir a priori, lo que dificulta la cuantificación del poder discriminatorio de los mercados de información en línea. Sin embargo, es posible caracterizar las distribuciones de la carga informativa y la atención a partir de datos empíricos de redes sociales.

Lamentablemente, estas mediciones colocan a las redes de información en línea en un régimen donde la calidad y la popularidad de la información están débilmente correlacionadas, lejos del equilibrio óptimo.

Este referenciado trabajo, se inspira en bases de datos como PubMed, Scopus y Web of Science de estudios observacionales, experimentales, cuasiexperimentales o de métodos mixtos tanto del área de economía como del área de ciencias sociales, que han estudiado la relación entre "calidad" y "popularidad" desde perspectivas teóricas y datos empíricos.

Según Adler (1985), ha demostrado que los argumentos de racionalidad simples basados en el coste de aprender sobre la calidad conducirán a "estrellas" con una popularidad desproporcionada incluso en ausencia de diferencias en la calidad. De esta forma, se asume que el coste de aprender es cero; cada agente puede evaluar la calidad, aunque haya ruido en la elección.

Weng et al. (2012) demostraron que algunos memes inevitablemente alcanzan popularidad viral, independientemente de su calidad, en presencia de competencia entre agentes en red con atención limitada, pero su modelo no incorporó una preferencia individual por los memes de calidad.

Existen canciones, libros y películas de éxito que tienen mucho más éxito que el promedio, lo que sugiere que las mejores alternativas son cualitativamente diferentes del resto.

Sin embargo, expertos suelen errar en predecir qué productos van a ser exitosos. Si se profundiza en esta paradoja experimentalmente, hay estudios que afirman que en un mercado musical artificial en el que 14.341 participantes descargan canciones previamente desconocidas, con o sin conocimiento de las elecciones de los participantes anteriores, el aumento de la fuerza de la influencia social puede incrementar tanto la desigualdad como la imprevisibilidad del éxito.

Cabe destacar, que, en este experimento, el éxito también estuvo determinado solo en parte por la calidad. Las mejores canciones rara vez tuvieron un mal desempeño, y las peores rara vez tuvieron un buen desempeño, pero cualquier otro resultado era posible.

Con relación a lo anterior, Salganik et al. (2006) en su influyente experimento de "laboratorio musical", demostraron cómo la relación entre "calidad y popularidad" puede distorsionarse al introducir mecanismos que permiten a los consumidores elegir conociendo las elecciones agregadas.

En su lugar, se asume un sistema en red donde se introducen continuamente nuevos elementos para elegir y donde los agentes solo tienen acceso a la información local compartida por sus vecinos.

1.2. Justificación

Este estudio se centra en la capacidad del sistema para permitir que surja la calidad, cómo esta discriminación se ve afectada por las limitaciones cognitivas de los agentes individuales y cómo afecta al nivel de diversidad que el sistema puede soportar.

Se contempla un equilibrio entre la discriminación de calidad y la diversidad, en el que ambas pueden ser relativamente altas cuando los agentes tienen suficiente atención y no están sobrecargados de información.

Cabe señalar que calibrar el modelo con datos empíricos es difícil porque cualidades como el valor, la innovación, la fiabilidad y la relevancia de la información rara vez se pueden medir o incluso definir a priori.

Por ello, esto dificulta la cuantificación del poder discriminatorio de los mercados de información en línea. Sin embargo, sí que es posible caracterizar las distribuciones de la carga informativa y la atención a partir de datos empíricos de redes sociales.

2. Objetivos

Un objetivo del presente estudio es examinar las condiciones en las que las "mejores ideas "o "mejores memes" son aquellas que captan una mayor atención colectiva y si esto ocurre a expensas de la diversidad de ideas.

Otro objetivo específico ha sido proponer un "modelo simple" basado en agentes, inspirado en la larga tradición de representar la propagación de ideas como un proceso epidémico donde los mensajes se transmiten a lo largo de las aristas de una red.

Los agentes están representados por los nodos de una red estática donde los enlaces encarnan las conexiones sociales. La dinámica de red en el modelo captura los ingredientes principales comunes a las plataformas populares de redes sociales.

Cada mensaje o publicación contiene un "meme" o "idea", es decir, la unidad de información que se transmite de persona a persona. Diferentes mensajes pueden contener el mismo meme.

3. Metodología del modelo propuesto

Partiendo de la definición de modelo, la Real Academia Española (2001) define el mismo como “un arquetipo o punto de referencia para imitarlo o reproducirlo”.

Acorde a la definición anterior, hay que señalar que, aunque cumple con la misma, este “modelo simple” que se presenta no incorpora explícitamente muchos mecanismos conductuales, sociales y tecnológicos que afecten a la discriminación y a la diversidad en el mercado de ideas en línea.

Diversas investigaciones han analizado el papel de la tecnología en la discriminación entre información veraz y desinformación. Se ha argumentado que la verdad es más fácil de difundir porque es más fácil verificar las fuentes originales, lo que encarece el mantenimiento de la desinformación en línea. Sin embargo, la facilidad para difundir desinformación a través de las redes sociales puede refutar este argumento.

La "sabiduría de la multitud" que facilitan las redes sociales también deberían facilitar la discriminación de la información en función de su calidad al combinar las diversas opiniones de muchas personas.

Cuando las personas se comunican, sus opiniones dejan de ser independientes, lo que genera mayor confianza y menor precisión. Los procesos cognitivos y conductuales para gestionar las opiniones que cuestionan las propias creencias pueden disminuir la capacidad para discriminar entre información de alta y baja calidad.

Un ejemplo concreto podría ser el sesgo de confirmación que puede haber evolucionado como una estrategia eficaz para evitar la desinformación. Se compara la información recibida con las creencias preexistentes y se adopta si es suficientemente concordante.

Sin embargo, en las redes sociales, este sesgo conduce fácilmente a una discriminación ineficaz; estrategias como aceptar nueva información si proviene de múltiples fuentes no son útiles porque las personas desconocen la estructura de la red social necesaria para determinar si las múltiples fuentes de información son independientes entre sí.

El sesgo de confirmación puede verse reforzado en línea por la limitada capacidad para gestionar la sobrecarga de información causada por los mensajes que inundan las pantallas y la necesidad de descartar rápidamente la información irrelevante.

La diversidad de información presente en el mercado puede verse afectada por la interacción entre factores conductuales y cognitivos y los sesgos algorítmicos de las redes sociales en línea. Es fácil reconfigurar conexiones y afectar las fuentes de información expuestos.

Mecanismos como el “cierre triádico”, entendido como la propiedad (en la teoría de redes sociales) en el si hay fuertes conexiones entre dos individuos y entre uno de esos individuos y un tercer individuo, entonces también hay una conexión (fuerte o débil) entre el primer y el tercer individuo, estos mecanismos, pueden ser subóptimos para el descubrimiento de información relevante, pero desconocida.

Estos procesos de selección pueden agrupar a las personas en unas pocas facciones homogéneas, a menudo denominadas "cámaras de eco" o "burbujas de filtro". Esto puede conducir a una mayor polarización; un grupo puede descartar automáticamente las ideas de otro.

Estudios sugieren que, paradójicamente, los mecanismos de comportamiento para afrontar la sobrecarga de información pueden hacer que los mercados de información en línea sean menos meritocráticos y diversos, lo que aumenta la propagación de desinformación y nos hace vulnerables a la manipulación.

La evidencia anecdótica de bulos, teorías conspirativas y noticias falsas en redes sociales es tan abundante que la desinformación digital masiva se ha clasificado entre los principales riesgos globales para la sociedad.

Crane y Sornette (2008) propusieron un modelo epidémico en una red social para describir los estallidos de atención exógenos y endógenos hacia un video.

Las noticias falsas se han convertido en un tema importante de debate en regiones como Estados Unidos y Europa. Muchos estudios han investigado el papel que desempeñan los mecanismos de red que afectan la popularidad de memes individuales.

4. Tipos de Modelos.

4.1. Modelo Epidémico

En el contexto del presente estudio, se va a entender modelo epidémico como un conjunto de enfoques en los que se utilizan herramientas matemáticas, estadísticas y computacionales para estudiar la propagación de agentes son transmisibles en las poblaciones.

Ratkiewicz et al. (2010) emplearon un modelo en el que los cambios aleatorios de atención colectiva debidos a eventos exógenos permiten interpretar la amplia distribución de magnitud en los estallidos de popularidad.

Bingol (2008) propuso un modelo dinámico donde los agentes pueden recordar y olvidar, además de utilizar la recomendación para descubrir nuevos agentes. Este modelo predice que la popularidad de un agente está linealmente relacionada con el tamaño de la memoria.

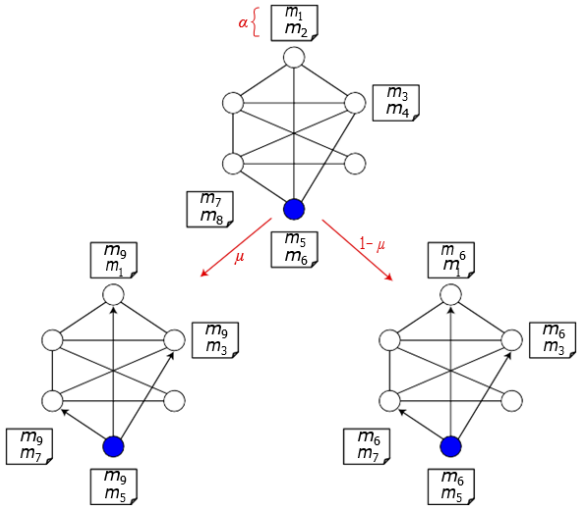
Huberman (2013) estudió los efectos de la novedad y la popularidad del contenido para atraer la atención.

Wu y Huberman (2007) desarrollaron un modelo en el que la novedad de una noticia se desvanece con el tiempo y demostraron que la atención decae en una escala de tiempo natural.

Lerman et al. (2015) demostraron que la combinación de competencia y sesgo de posición, que se considera una manifestación de atención limitada en las redes sociales, afecta la visibilidad de un meme y, por lo tanto, limita el contagio social.

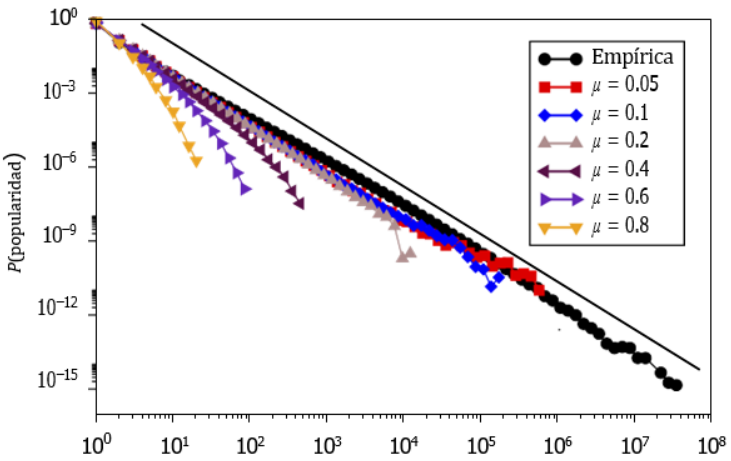
En la siguiente figura se muestra como ejemplo a lo anteriormente indicado, de un modelo de difusión de memes y distribuciones de popularidad predichas.

Figura 1a. Modelo difusión memes y distribuciones popularidad predichas



Fuente(s): Elaboración propia, 2026.

Figura 1b. Función de densidad de probabilidad



Fuente (s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

Tal y como se aprecia en la referenciada figura 1, en la parte 1a, en cada paso de tiempo, se considera un agente (nodo azul). El agente elige crear y compartir un nuevo meme (m_9) con probabilidad μ. De lo contrario, con probabilidad 1 − μ, el agente comparte uno de los α mensajes en su feed, al que está prestando atención en ese momento (m_6). El mensaje se transmite a los vecinos del agente y aparece en la parte superior de sus feeds.

En la parte 1b, se ha realizado una distribución de función de densidad de probabilidad de la popularidad de memes p.

4.2. Definición y propiedades generales de las Redes. Redes homogéneas y heterogéneas

Oficialmente, una red compleja es una expresión como C = (V, E), donde V representa el conjunto de N nodos (o vértices) de la red y E es un subconjunto de m pares de V, señalando de esta forma que existe un enlace o una conexión entre los elementos de dicho par.

Si los enlaces determinan pares no ordenados (el enlace i → j son difíciles de distinguir del enlace j → i) la red se denomina como bidireccional o no dirigida. Por el contrario, si el orden de los pares es determinante, la red es considerada unidireccional o dirigida.

Las expresiones frecuentemente se plasman a través de una matriz de adyacencia A, con entradas a_{ij} = 1, y si existe un enlace dirigido (i, j) contenido en E;1 y 0 de no ser así.

Como resultado de la definición anterior, si una red es bidireccional, A es simétrica. Y, si la red es unidireccional, A es asimétrica.

Por otro lado, una red es conexa, si todos sus nodos están directa o indirectamente conectados entre sí. En el caso de redes no conexas, se define una componente conexa como aquel subconjunto de nodos de la red que cumplen la condición anterior. También es denominado componente gigante a la mayor de las componentes conexas.

Se denomina red simple al dibujo formado por enlaces bidireccionales, no pesados y que carecen de "auto-bucles" (enlaces de un nodo consigo mismo, a_{ii} = 0), ni múltiples enlaces entre dos nodos i y j.

Por último, se define como grafo a aquella red simple en la que a_{ij} = 1, cuando i ∑≠ j, y 0 en caso contrario (grafo completo de un nodo i está enlazado a los N − 1 nodos restantes).

Entre las propiedades estadísticas de las redes complejas, habitualmente se destaca su distribución de grado, P(k). En el caso de redes no dirigidas, el grado de un nodo i, ki, es definido como el número de enlaces de i (esto es, $k_i = \sum_{j=1}^{N} a_{ij}$). Así, de esta forma, la distribución de grado P(k) va a determinar la probabilidad de hallar un nodo con cierto grado k.

Observando a P(k) se crean dos amplias categorías de redes: Las redes homogéneas y las redes heterogéneas.

Se distinguen en función a la cola de la distribución P(k). Si la probabilidad de la distribución decrece de modo exponencial con el grado, se denominan homogéneas. Un ejemplo muy representativo es el grafo aleatorio del modelo de (Erdös y Rényi ,1959, p.90).

En el citado modelo, se parte de N nodos desconectados y se crean todas las posibles conexiones con una probabilidad fija" p". Por ello, su distribución de grado P(k) es una distribución binomial, que converge a una distribución de Poisson en el límite termodinámico, cuando el grado medio ⟨k⟩ es constante:

Formula 1. Distribución grado P(k)

$$P(k) = \binom{N-1}{k} p^k (1-p)^{N-1-k} \rightarrow \lim_{\substack{N\to\infty \\ \langle k\rangle \approx \text{cons.}}} P(k) = e^{-\langle k\rangle} \frac{\langle k\rangle^k}{k!}.$$

Fuente(s): Allen-Perkis, 2018.

El caso límite de redes homogéneas están constituidas por redes regulares. Se definen como aquellas que todos los nodos tienen el mismo grado ki, es decir, P (k = ki) = 1.

Por otro lado, la red es heterogénea cuando la cola de P(k) es pesada. Si P(k) se distribuye según una ley de potencia, P(k) ~ k−γ, el grafo se nombra con el termino de red libre de escala.

El modelo de Barabási-Albert o modelo (B-A) es paradigmático de este último tipo de grafos (Barabási y Albert,1999). En él además se introduce un concepto ampliamente utilizado dentro de la Ciencia de Redes: enlace preferencial.

El modelo B-A, se fundamenta en que existe una red que crece por la adición de nuevos nodos, los cuales, en momento de la incorporación, se conectan a una cantidad fija de nodos presentes en la red, m_{BA}, con una probabilidad de enlace p_i proporcional al grado de cada nodo "i" objetivo (de entre los

nodos ya existentes elegido aleatoriamente): $p_i = k_i / \sum^{N}_{j=1} k_j$. Por ello, este mecanismo de enlace se denomina enlace preferencial.

Teniendo en cuenta lo indicado anteriormente, se han comparado estas predicciones del modelo ($\alpha = 10$) con una distribución empírica obtenida al contar el número de ocurrencias de hashtags en una muestra de tuits públicos. Esta popularidad empírica se distribuye según una ley de potencia $P(p) \approx p-1,94$ (línea negra como guía).

Tal y como se analizado anteriormente, la figura 1 en la parte a ilustra la dinámica del modelo para examinar el poder discriminatorio del mercado, donde se debe concebir que cada meme se caracteriza por un valor de calidad intrínseco.

Los agentes prestan atención a los memes compartidos por sus vecinos. Se supone la probabilidad de que un agente comparta uno de estos memes, permitiéndole así propagarse, y pudiendo ser proporcional a la calidad del meme.

La calidad podría representar diferentes propiedades que aumentan la probabilidad de que el meme sea compartido dependiendo de la situación modelada, pudiendo ser como válidos la originalidad de una idea, la belleza de una imagen y la veracidad de una afirmación.

Se puede deducir, que, a diferencia de los modelos epidemiológicos clásicos, los mensajes que contienen nuevos memes se introducen continuamente en el sistema de forma exógena. Se utiliza la tasa de probabilidad" μ" como parámetro del modelo para regular la carga de información de los agentes, es decir, el número promedio de memes que recibe un agente por unidad de tiempo.

Los agentes producen mensajes que contienen nuevos memes y comparten los mensajes originados o reenviados por sus vecinos. Al compartir, un agente solo puede prestar atención a un número finito de mensajes a la vez.

Si se consideran los mensajes de los vecinos como si aparecieran en orden cronológico inverso en el feed de una red social, un usuario, durante una sesión, se desplazará hacia abajo para ver publicaciones recientes.

Los mercados en los que muchos memes compiten por la limitada atención de los usuarios de redes sociales han recibido escasa consideración.

Hay diversos estudios que son fundamentales tener en consideración. Una excepción significativa ellos es el trabajo de Weng et al. (2012), quienes utilizaron un modelo basado en agentes para demostrar que la combinación de la estructura de una red social y la atención finita de los usuarios de redes sociales son condiciones suficientes para la aparición de memes virales.

Gleeson et al. (2016) formalizaron este modelo como un proceso de ramificación crítica, prediciendo que la popularidad de los memes sigue una distribución de ley de potencia con colas muy pesadas.

Estos resultados revelan que la calidad no es un ingrediente necesario para explicar los patrones de popularidad en las redes sociales en línea, pero no dicen nada sobre la importancia real de la calidad de la información.

Es razonable asumir que la calidad sí influye en las decisiones individuales sobre el consumo de información.

Esto motiva el análisis teórico para determinar si la discriminación de la información según su calidad a nivel individual puede reflejarse en el poder discriminatorio a nivel de sistema, y a qué coste en términos de la capacidad del mercado para mantener la diversidad de información.

4.3. Nuestro modelo. Modelo de difusión y detalles de la simulación.

La configuración básica del modelo objeto de estudio o denominado como "nuestro modelo" es un conjunto de agentes conectados por una red social. Cada agente contiene un feed con los α mensajes más recientes producidos por sus vecinos.

El orden cronológico inverso del feed es una suposición simplificadora realista, presente en plataformas de redes sociales como Twitter (X). En algunos casos como Facebook, el algoritmo de clasificación también considera factores como la popularidad y la interacción social. Sin embargo, todas las plataformas priorizan los mensajes recientes.

Con el paso del tiempo, se elige aleatoriamente un agente" i". Con una probabilidad μ, i produce un mensaje con un nuevo meme. La calidad del meme se extrae aleatoriamente de forma uniforme del intervalo unitario.

Alternativamente, con una probabilidad 1− μ, i selecciona uno de los mensajes de su feed. La probabilidad de que un agente seleccione un mensaje específico de su feed es proporcional a la calidad del meme.

De forma más explícita, sea Mi el feed de i ($|M_i| = \alpha$). La probabilidad de que el mensaje m ϵ Mi sea seleccionado es P(m)=f (m) /Σ ∈ f (j) j M_i, donde f(m) es la calidad del meme transmitido por m. El mensaje se añade a los feeds de los vecinos de i; si un feed supera α mensajes, el más antiguo se olvida.

Este mecanismo representa cómo se asigna una atención finita a la información publicada por las conexiones sociales. Los dos parámetros del modelo nos permiten explorar cómo la intensidad de la carga de información (μ) y la profundidad de la atención (α) interactúan con el valor intrínseco de una idea y afectan sus posibilidades de éxito.

Si se analiza el comportamiento del modelo simulando el proceso de difusión y carga de información en redes sintéticas de escala libre, entendido como una red libre de escala y que es un tipo específico de red compleja. Por tanto, en una red libre de escala, algunos nodos están altamente conectados, es decir, poseen un gran número de enlaces a otros nodos, aunque el grado de conexión de casi todos los nodos es bastante bajo.

Por ello, aplicado a este caso concreto, a medida que se desarrolla la competencia, algunos memes mueren rápidamente, mientras que otros viven más tiempo e infectan una gran parte de la red.

Este proceso continúa hasta que el sistema alcanza un estado estacionario en el que el número promedio de memes distintos se mantiene prácticamente constante. Este número depende de μ. La popularidad de un meme se puede definir por la atención acumulada que genera en la red.

En la práctica, dicha popularidad se mide contando el número de veces que un meme se comparte o se vuelve a compartir. Las mediciones se realizan en estado estacionario.

Para cada experimento y conjunto de valores de parámetros, se simula la dinámica del modelo en una red sintética no dirigida. Si bien algunas redes sociales populares son dirigidas, muchas conexiones son recíprocas.

Los resultados presentados aquí emplean redes sin escala construidas con el modelo de apego preferencial, con N = 103 nodos y un grado promedio (k) = 20.

Los resultados se generalizan a redes más grandes y dispersas con coeficientes de agrupamiento más altos.

Una vez que el sistema alcanza el estado estacionario, se realizan mediciones para determinar el éxito de un meme. Para ello, se consideran solo los memes introducidos después de que el sistema alcanza dicho estado estacionario. Se realiza un seguimiento de cada uno de estos memes desde el momento en que se compartió por primera vez hasta que desapareció por completo de la red, registrando tanto su calidad como su popularidad.

Durante cada simulación se van a monitorear alrededor de 100.000 memes introducidos y olvidados después de que el sistema alcanzara el estado estacionario. Se ejecuta cada simulación 20 veces, de modo que los análisis obtenidos de popularidad consideraron 2×10^6 memes. Las mediciones de poder discriminativo y diversidad se promediaron entre las ejecuciones.

4.4. Modelo de atención por desplazamiento.

En lugar de asumir una profundidad de feed fija y una sola publicación o republicación por sesión, se supone que los usuarios se desplazan por sus feeds prestando atención a los mensajes y compartiéndolos secuencialmente hasta que deciden detener la sesión.

Con una probabilidad ρ, el usuario publica un mensaje con un nuevo meme y se detiene. De lo contrario, con una probabilidad 1-ρ, el usuario realiza una sesión de desplazamiento.

Tras compartir un mensaje, el usuario se detiene con una probabilidad q. De lo contrario, con una probabilidad 1-q, el usuario se desplaza hacia abajo para ver y compartir otro mensaje, y así sucesivamente.

Se supone además que, para cada sesión, q se extrae uniformemente de un intervalo [(q) − σ, (q) + σ]. El parámetro σ representa el nivel de heterogeneidad de la atención entre sesiones de desplazamiento.

Cuando σ es pequeño, la distribución de α se aproxima bien mediante un decaimiento exponencial; en el límite σ → 0, P(α) ≈ eλ(α−1) con λ = ln (1 − (q)) < 0. Como σ → (q), para un α grande, la distribución se aproxima a una ley de potencia P(α)≈ α−2; la cola gruesa indica que los usuarios ocasionalmente se

desplazan por una gran cantidad de mensajes. Este aspecto se puede apreciar en la figura 5 del presente estudio.

Estos comportamientos se van a representar a lo largo del presente estudio, concretamente en la figura. 3c. Los parámetros ρ, (q) y σ pueden calibrarse para ajustarse a las distribuciones empíricas de μ y α de Twitter (x) y Tumblr, respectivamente (figura. 4b, c). Ambas distribuciones pueden obtenerse mediante valores aproximadamente iguales de (q) y σ, mientras que ρ depende de la plataforma.

Para explorar el efecto de la heterogeneidad de la atención σ en el poder discriminativo, se va a incorporar el mecanismo de desplazamiento al modelo para generar α y se va a descubrir que un σ alto conlleva una disminución significativa del poder discriminativo. Esto se debe a que, aunque α aumenta con σ en promedio, los valores altos producen poco beneficio en el poder discriminativo, mientras que los valores bajos causan una pérdida grave de este.

5.Análisis y discusión

5.1. Conexión entre calidad y éxito de memes.

En este parte del estudio se va a explorar cómo la carga de información afecta la relación entre la calidad y el éxito de los memes.

La relación no es trivial ya que los memes no se comparten únicamente por su calidad. Es decir, un meme de menor calidad puede ser seleccionado si está sobrerrepresentado en el feed de un agente.

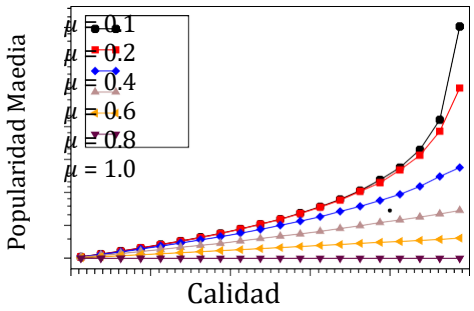
La probabilidad real de que un meme se comparta depende de una compleja interacción de factores, como su popularidad actual, la estructura de la red y la atención limitada de los agentes.

Existen múltiples maneras de definir el éxito de un meme, por ejemplo, por su longevidad. Aquí se mide su popularidad, definida como el número de veces que el meme se comparte en la red desde el momento en que se inyecta por primera vez hasta que finalmente desaparece.

En la figura 2 que se muestra a continuación, tanto en la parte a como en la parte b, la cantidad de veces que se comparte un meme (popularidad) se representa como una función de la calidad para diferentes valores de carga de información μ (α = 10) en la parte 2a. y atención α (μ = 0,1) en la parte 2b.

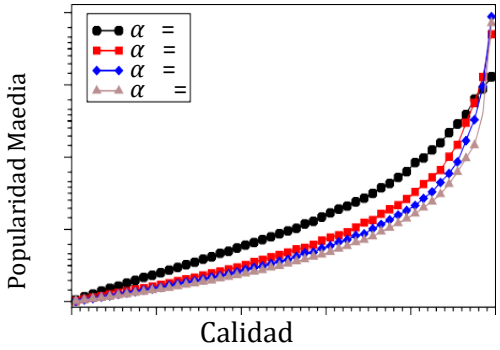
Figura 2: Popularidad promedio de los memes.

Figura 2a



Fuente (s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

Figura 2b



Fuente(s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

La distribución de la popularidad de los memes, que se muestra en la citada figura 2b, depende de μ. Para valores altos de μ, la distribución es exponencialmente estrecha y ningún meme se viraliza.

A medida que la carga de información se reduce ($\mu < 0{,}2$), el modelo reproduce la distribución amplia de los datos empíricos, lo que indica que algunos memes se propagan viralmente entre la población.

En ausencia de calidad, se estimaría una distribución de popularidad de ley de potencia $P(p) \approx p^{-\beta}$ con exponente $\beta = 1{,}5$. Sin embargo, el ajuste revela un exponente mayor $\beta \approx 1{,}94$. Esto es consistente con un modelo de un proceso de ramificación con aptitud uniforme, que predice un exponente $\beta = 2$.

De la relación entre la calidad de los memes y la popularidad que se ilustra en la figura 2a deducimos que, en promedio, los memes de mayor calidad tienen mayores probabilidades de supervivencia y éxito, pero esto depende considerablemente de μ. Un solo meme sobrevive en el límite $\mu = 0$, típicamente, pero no necesariamente, uno de alta calidad.

Para valores pequeños de μ ($0 < \mu \ll 1$), una calidad muy alta ofrece una probabilidad de éxito desproporcionadamente alta. Para valores grandes de μ ($0 \ll \mu < 1$), la ventaja relativa otorgada por una mayor calidad es mucho menor. En el límite de $\mu = 1$, se introduce un nuevo meme constantemente y, por lo tanto, no hay posibilidad de que los memes se propaguen, independientemente de su calidad.

En resumen, un aumento en la carga de información corresponde a una disminución en el poder discriminativo ya que la calidad tiene un menor efecto sobre la popularidad.

El efecto de la atención finita en la relación entre calidad y popularidad se ilustra en la figura 2b. Se supone que $\alpha > 1$, de modo que los agentes tienen cierta capacidad de elección para seleccionar qué memes compartir.

Como era de esperar, la popularidad media aumenta con la calidad: los mejores memes tienen muchas más posibilidades de ganar. A medida que aumenta la atención individual α, las curvas se vuelven más cóncavas; la popularidad media crece más lentamente, excepto para los valores más altos de calidad, lo que indica una mayor presión selectiva que favorece a los mejores memes.

Se puede resumir la dependencia entre la calidad de los memes y su éxito en una única medida de poder discriminativo, observando la correlación entre calidad y popularidad.

Dado que ambas cantidades no se distribuyen normalmente, se emplea el coeficiente de correlación de rangos de Kendall τ, que se calcula clasificando los memes según ambos criterios y contando el número de pares de memes para los que ambas clasificaciones son concordantes o discordantes, considerando adecuadamente los empates.

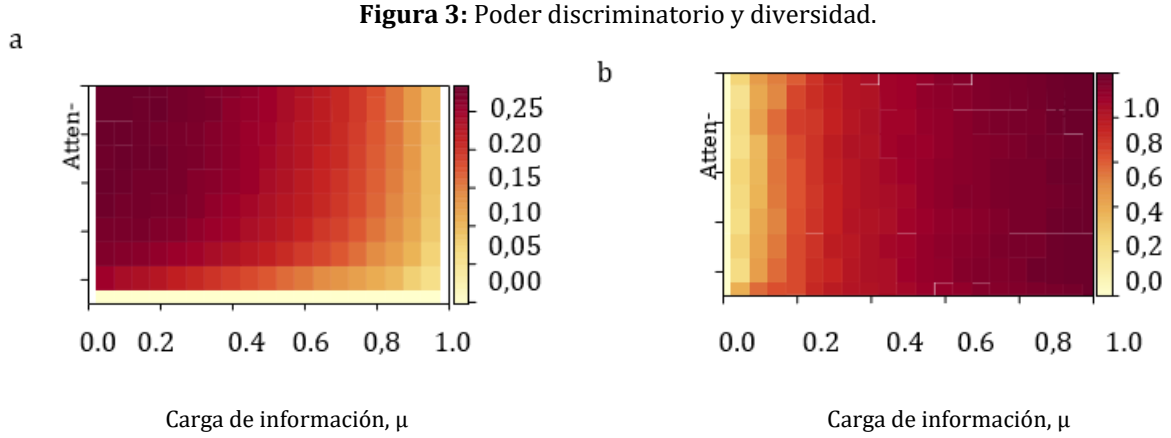
Cabe señalar que un valor alto de τ indica que los memes más adecuados tienen mayor probabilidad de ganar, lo que otorga al sistema poder discriminativo; en el caso extremo de $\tau = 1$, las dos clasificaciones son completamente concordantes. Un valor bajo de τ indica una falta de discriminación de calidad por parte de la red.

A continuación, en la figura 3 se representa el poder discriminatorio y diversidad. La misma se representa en tres partes denominadas 3a, 3b y 3c, respectivamente. En la parte 3a, el poder discriminatorio τ (barra de escala de color) en función de la carga de información y la atención finita. En la parte 3b, la Diversidad H/H ($\mu = 1$) (barra de escala de color) en función de la intensidad de la carga de información y la atención. Y en la parte 3c, el equilibrio entre el poder discriminatorio del sistema para difundir memes de calidad y la diversidad de contenido en la red.

Los nodos representan agentes, su color representa el último meme compartido y su tamaño indica la calidad de dicho meme (cuanto más grande es el nodo, mayor es la calidad). Los bordes representan las conexiones sociales entre agentes, como los seguidores en Twitter o los amigos en Facebook.

Cuando la carga de información μ es baja, solo se presentan memes de alta calidad, con baja diversidad. A medida que μ aumenta se observa una mayor diversidad y un menor poder discriminatorio. Aquí se presenta un valor de $N = 128$ y $\alpha = 10$.

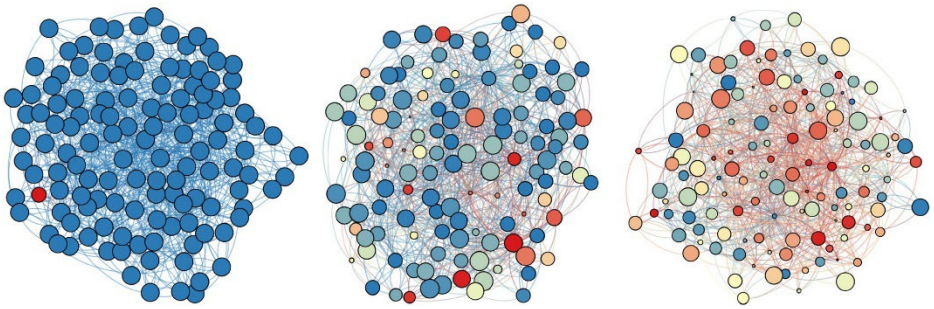
Figura 3: Poder discriminatorio y diversidad.



Fuente(s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

.

Figura 3c: Memes vivos simultáneamente



Fuente (s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

La Figura 3a muestra que el poder discriminativo de la red se degrada tanto con una mayor carga de información como con una atención más limitada.

Se obtienen resultados similares al utilizar información mutua en lugar del τ de Kendall para medir el poder discriminativo.

Tal y como se ha mencionado anteriormente, el poder discriminatorio para difundir contenido de calidad es una propiedad deseable de una red social.

Una segunda propiedad deseable de un sistema de comunicación ideal es la preservación de la diversidad de la información, es decir, la posibilidad de tener muchas fuentes distintas.

En la figura 3c, titulada como "Memes vivos simultáneamente", se muestra que ambos objetivos son contradictorios: el precio asociado con la capacidad de la red para permitir que un meme de alta calidad prevalezca es una pérdida de diversidad, ya que muchos memes reciben relativamente poca atención a pesar de su calidad intrínseca. Por ello, se va a explorar la compensación que resulta de la competencia por la atención en la red.

Para medir la diversidad del sistema en estado estacionario se parte de la entropía $H = -\Sigma_m P(m)\log P(m)$, donde P(m) es la porción de atención recibida por el meme m, es decir, la fracción de mensajes con m en todos los feeds del usuario.

La suma se aplica a todos los memes presentes en un momento dado y se promedia durante un período prolongado una vez alcanzada la estacionariedad.

La entropía mínima es cero cuando todos los nodos tienen el mismo meme (μ = 0). La entropía máxima, obtenida en el caso extremo μ = 1, depende de α. Para descartar esta dependencia medimos la diversidad utilizando la entropía normalizada H/H (μ = 1).

La parte 3b de la figura representa que, con esta normalización, la diversidad no depende significativamente de la atención α. Como era de esperar, la diversidad aumenta con la carga de información y se maximiza para valores altos de μ.

Respecto a las compensaciones entre el poder discriminatorio, la diversidad y la calibración empírica, tenemos la siguiente figura 4.

Figura 4. Compensación poder discriminativo y diversidad, y calibración empírica.

Figura 4a

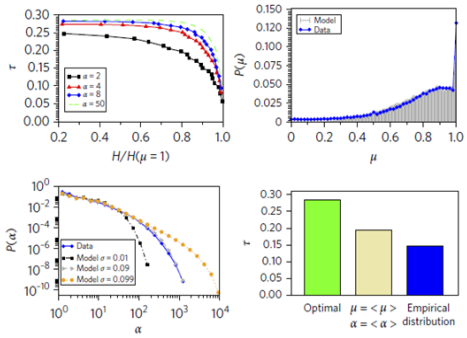


Figura 4b

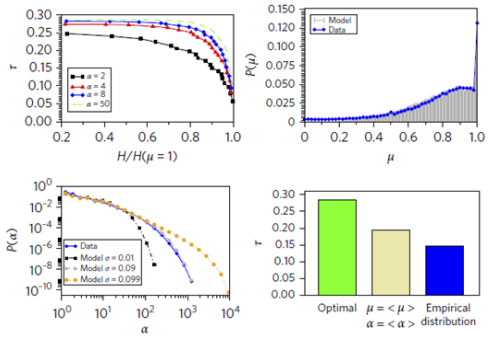


Figura 4c

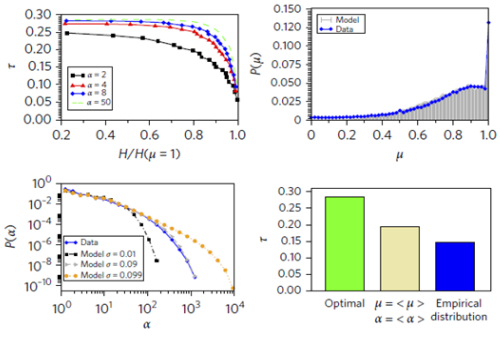
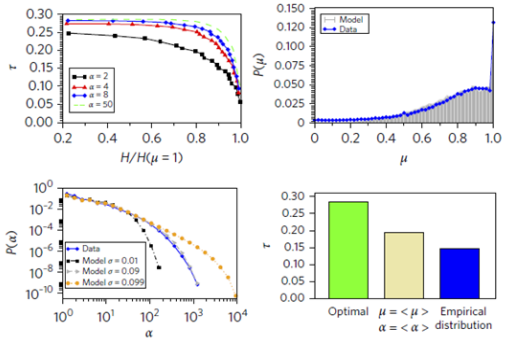


Figura 4d



Fuente (s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

En ella, para cualquier valor de atención finita α > 1, se observa una transición desde un poder discriminatorio relativamente alto y una diversidad baja (cuando la carga de información es baja) a una diversidad alta y un poder discriminatorio bajo (alta carga de información).

La cantidad de atención α tiene un efecto significativo en la compensación: para un nivel dado de diversidad, el poder discriminatorio mejora cuando las personas pueden prestar atención a múltiples memes, y viceversa, la red puede mantener una mayor diversidad sin pérdida de poder discriminatorio. Cuando α es grande, existe una región donde la red puede mantener una diversidad muy alta con una pérdida relativamente pequeña de poder discriminatorio.

El modelo tiene dos parámetros clave como puede verse representado: la carga de información μ y la atención individual α. En este estudio se han tenido en cuenta dos suposiciones simplificadoras sobre estos parámetros: los agentes en nuestro modelo introducen nuevos memes a la misma tasa μ y tienen la misma atención α.

En el mundo real, algunas personas publican memes nuevos, otras tienden a compartir memes adoptados a través de sus contactos; algunas prestan atención a solo unos pocos mensajes, mientras que otras navegan por las redes sociales durante períodos prolongados.

Si se recurre a datos empíricos para calibrar estos componentes del modelo, cabe resaltar que se han tenido en cuenta diversas publicaciones y reenvíos de una amplia muestra de usuarios de redes sociales para estimar la proporción de memes originales y compartidos por usuario.

En la parte 4b de la figura se representa la distribución empírica resultante de la tasa de introducción de nuevos memes, que corresponde al parámetro μ en el presente modelo. La carga de información abarca todo el espectro (μ ϵ [0,1]), pero se inclina hacia valores altos, con un pico en μ = 1, correspondiente a los usuarios que publican, pero no comparten.

El promedio es bastante alto (<μ> ≈ 0,75). La atención que se dedica a evaluar la información, las ideas y las opiniones que se encuentran en las redes sociales depende no solo del individuo, sino también de sus circunstancias en el momento de la evaluación.

Es importante señalar que un mismo usuario puede estar apresurado una vez y ser cuidadoso otra. En este estudio se ha tenido presente el número de veces que un usuario se detiene en una publicación mientras navega por una plataforma de blogs sociales para estimar su atención finita. Este número corresponde al parámetro α del presente modelo.

Por otro lado, en la Figura 4c se representa que la distribución empírica resultante de α es amplia, con un promedio de < α> ≈ 14. Una forma sencilla de tener en cuenta estos datos para calibrar nuestro

modelo de mercado de ideas es establecer los parámetros de carga de información y atención en sus promedios empíricos, $< \mu > \approx 0{,}75$ y $< \alpha > \approx 14$, respectivamente.

Esto produce el valor del poder discriminativo τ que se representa en la Figura 4d, que es aproximadamente el 70 % del τ máximo obtenido en el límite de α alto y μ bajo.

Se podría eliminar fácilmente el supuesto simplificador sobre μ y α constantes utilizando la información de los datos. Por lo tanto, se adopta una segunda calibración del modelo extrayendo μ y α de las distribuciones empíricas de carga de información y atención. A continuación, se va a repetir el análisis, pero con este valor más realista.

En la parte 4a, titulada "Compensación entre el poder discriminativo τ y la diversidad $H/H(\mu = 1)$", para cada valor de la atención α se obtienen diferentes compensaciones al variar μ entre 0 y 1. La línea discontinua sugiere convergencia en el límite de α alto.

En la parte 4b, titulada "Distribución empírica de μ medida en Twitter", el área gris se produce por el modelo de desplazamiento descrito en la sección de Métodos, con $\rho = 0{,}978$, $<q> = 0{,}1$ y $\sigma = 0{,}09$.

En la parte 4c, titulada "Distribución empírica de la atención α derivada de Tumblr", las líneas se producen por el modelo de desplazamiento descrito en la sección de Métodos, con $\rho = 0{,}05$ y $<q> = 0{,}1$.

Y, por último, en la parte 4d, "Poder discriminativo τ del sistema para diferentes calibraciones empíricas de la carga de información μ y la atención α", el caso óptimo se obtiene para una carga de información baja ($\mu \leq 0{,}5$) y una atención alta ($\alpha \geq 50$). El modelo encontró un valor significativamente menor de poder discriminativo, $\tau \approx 0{,}15$.

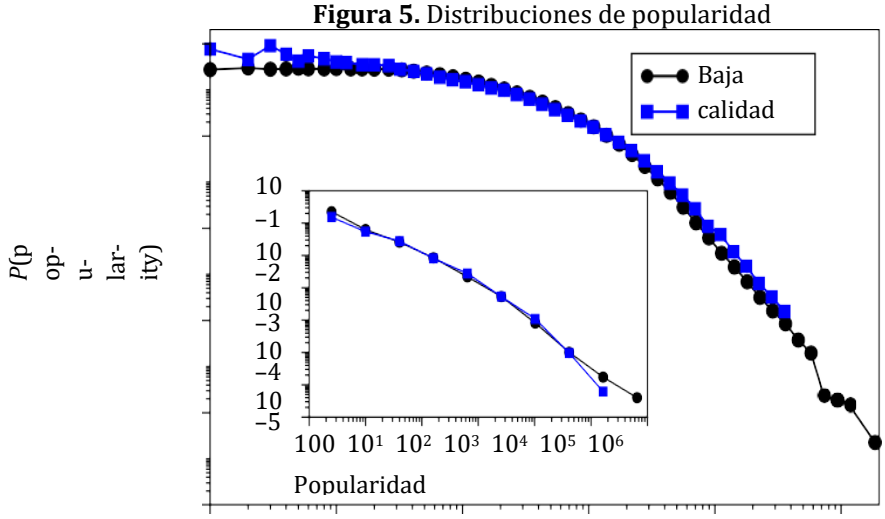
Este hallazgo sugiere que la heterogeneidad en la carga de información y la atención del mundo real conduce a un mercado incapaz de discriminar la información en función de su calidad.

Dada la importancia de la heterogeneidad en la carga de información y la atención entre los usuarios, se investiga la posibilidad de reproducir sus distribuciones empíricas como resultado de los mecanismos del mercado de la información. Se extiende el modelo considerando cómo los usuarios se desplazan por sus redes sociales.

A continuación, en la figura 5, titulada "Distribuciones de popularidad", se representa la distribución del número de veces que se comparten memes de dos categorías en "nuestro modelo". Los dos tercios superiores de los memes se consideran de alta calidad [$f(m) \geq 0{,}34$] y el resto de baja calidad.

En el recuadro del interior de la referenciada figura 5, se representa la distribución del número de veces que se comparten artículos de noticias en Facebook de dos categorías: por un lado, artículos que respaldan afirmaciones falsas o desvirtúan afirmaciones verdaderas (baja calidad) y, por otro lado, aquellos que verifican afirmaciones falsas o respaldan afirmaciones verdaderas (alta calidad).

Figura 5. Distribuciones de popularidad



Fuente (s): Elaboración propia a partir de datos del estudio, 2026.

Dicha figura 5 muestra este hallazgo al representar gráficamente las distribuciones de popularidad para dos grupos de memes de baja y alta calidad, respectivamente.

Se observa que los memes de alta calidad no tienen ninguna ventaja competitiva en cuanto a sus posibilidades de éxito.

La validación empírica de esta predicción del modelo requiere la identificación de alguna característica que se traduzca en una métrica de calidad para la información compartida en línea. Si bien esto suele ser difícil, en algunos casos existen indicadores indirectos de calidad.

Se han utilizado datos empíricos de "Emergent" sobre publicaciones compartidas en redes sociales con enlaces a artículos de noticias en de dos grupos.

Los artículos del primer grupo respaldan afirmaciones desmentidas por verificadores de datos o desmienten afirmaciones verificadas por ellos. El segundo grupo incluye artículos que verifican bulos o respaldan afirmaciones verificadas. Es razonable suponer que la mayoría de la gente consideraría los artículos del segundo grupo como de mayor calidad que los del primero.

Por ello, en el presente estudio se ha llevado a cabo una comparativa del número de veces que los artículos de estos dos grupos se compartieron en línea. Tal y como se ha representado en el recuadro de la figura 5, los artículos de ambos grupos tienen la misma probabilidad de viralizarse, tal y como predice "nuestro modelo".

6. Resultados

Los resultados obtenidos ratificaron el alcance del estudio. Se han considerado los datos de Twitter para medir la popularidad de los hashtags. En estos datos, complementando a los mismos, se han recogido las siguientes consideraciones que se han tenido en cuenta.

Se obtuvieron de una muestra de aproximadamente el 15 % de los tuits públicos proporcionados por la interfaz de programación de la aplicación de streaming de Twitter, recopilados en 2025. Los hashtags poco comunes tienen una menor probabilidad de estar representados en esta muestra.

Se ha extraído la tasa empírica μ de 150 usuarios de Twitter a partir de una muestra aleatoria de estos mensajes. Teniendo en cuenta sus tuits originales (nt) y retuits (nr), y se realizó la medición de la tasa de cada usuario como $\mu = nt/(nt + nr)$.

Si bien es cierto y a tener en cuenta que los usuarios inactivos tuvieron una menor probabilidad de estar representados en la muestra, este sesgo no debería afectar la tasa μ. Se extrajo los datos empíricos de atención de aproximadamente 160 sesiones de desplazamiento móvil observadas en Tumblr durante 15 días en 2025. La interfaz del feed de esta aplicación es similar a la de otras plataformas de redes sociales.

Se ha valorado que una sesión finalizaba cuando no había interacción durante al menos 40 minutos. Durante una sesión, se registraba el número de veces que un usuario se desplazaba al menos 500 píxeles por el feed y luego se detuvo durante al menos un segundo. Este número se utilizó como indicador de α.

Los datos sobre las publicaciones en Facebook de artículos que respaldan o desmienten afirmaciones verdaderas y falsas se recopilaron de Emergent, un proyecto de seguimiento de rumores que por causas desconocidas y por desgracia no se encuentra actualmente activo.

El trabajo realizado por los reporteros de Emergent ha sido crucial en el presente estudio.Ellos seleccionaron y evaluaron manualmente las afirmaciones que aparecían en artículos compartidos en redes sociales entre octubre de 2024 y mayo de 2025. La interfaz de programación de aplicaciones (PAI) de Emergent proporcionó datos sobre 842 artículos de alta calidad (584 que respaldaban 66 afirmaciones verdaderas y 258 que verificaban 82 afirmaciones falsas) y 483 artículos de baja calidad (15 que desmentían 4 afirmaciones verdaderas y 468 que difundían 82 afirmaciones falsas).

La misma proporción 2:1 de memes de alta y baja calidad se utiliza para seleccionar un umbral de calidad en el modelo y generar las distribuciones que se han representado en la referenciada Figura 5.

El modelo propuesto es bastante minimalista y se basa en pocos parámetros, pero captura características conductuales destacadas que configuran la difusión de información en las redes sociales en línea.

Esto permite estudiar cómo la carga de información y la atención limitada afectan el poder discriminatorio de la red, es decir, la probabilidad de que los mejores “memes o ideas” lleguen a muchas personas.

7. Conclusiones

El principal hallazgo del presente estudio es que la supervivencia del más apto está lejos de ser una conclusión inevitable en lo que respecta a la información. Tanto la carga de información como la atención limitada conducen a un bajo poder discriminatorio, por lo que resulta muy difícil que los mejores memes triunfen.

La diversidad de memes puede coexistir con el poder discriminatorio de la red cuando se recibe mucha atención y no se está sobrecargado de información.

Una cuestión importante que merece mayor exploración es el papel que desempeña la estructura de la red en la determinación del poder discriminatorio y la diversidad del mercado.

Si bien los resultados presentados aquí son robustos a los cambios en el tamaño, la densidad y la agrupación de la red, el modelo podría ampliarse aún más para capturar otras características derivadas de las redes sociales empíricas, como las comunidades segregadas. Una línea abierta por investigar sería cómo las predicciones de nuestro modelo dependen de estas características.

La validación empírica de las predicciones generadas por nuestro modelo sigue siendo un desafío, dada la dificultad de cuantificar los factores que afectan la calidad intrínseca de un meme en el mundo real.

Sin embargo, se ha demostrado que es posible derivar estimaciones empíricas de los parámetros clave de nuestro modelo, a saber, la tasa de introducción de nuevos memes y la intensidad de la atención del usuario.

Según estas calibraciones, las redes sociales reales presentan niveles heterogéneos de carga informativa y atención, lo que las sitúa en un régimen de bajo poder discriminatorio.

Si las investigaciones existentes hubieran revelado que la calidad intrínseca no es un ingrediente necesario para explicar la amplia distribución de la popularidad de los memes en las redes sociales, los resultados actuales serían más tranquilizadores.

Sugieren que los mejores memes no tienen una probabilidad significativamente mayor de volverse populares en comparación con la información de baja calidad. La observación de que los bulos y las noticias falsas se propagan con la misma viralidad que la información fiable en las redes sociales y que se ha podido verificar en la figura 5 anterior, no ha resultado demasiado sorprendente a la luz de estos hallazgos.

Los resultados obtenidos sugieren que una forma de aumentar el poder discriminatorio de las redes sociales en línea sería reducir la carga de información, limitando el número de publicaciones en el sistema.

Actualmente, las cuentas de bots controladas por software constituyen una parte significativa de los perfiles en línea y muchas de ellas inundan las redes sociales con grandes cantidades de información de baja calidad para manipular el discurso público. Al frenar enérgicamente este tipo de abuso, las plataformas de redes sociales podrían mejorar la calidad general de la información a la que estamos expuestos.

8. Agradecimientos

El presente texto nace en el marco de unión entre dos docentes con una larga trayectoria académica de dos universidades distintas de España. Y tal como diría (Cassany,2012, p.19) “Recordemos que la investigación es una tarea en equipo”.

En primer lugar, esta investigación no podría haberse realizado sin la ayuda de muchas personas y grupos que han contribuido como objeto de estudio y por ello queremos dedicarles estas líneas en señal de agradecimiento.

En segundo lugar, a los alumnos a los que hemos podido ofrecer nuestra ayuda a lo largo del estudio y nuestra trayectoria docente.

Por último, como uno de los autores del trabajo, quiero extender este agradecimiento a mi compañero de trabajo José Ángel Mercader Jiménez, por su profesionalidad, apoyo y presencia a lo largo de los años que llevamos trabajando juntos. Gracias por ser el mejor compañero de trabajo.

Referencias

Adler, M. (1985). Estrellato y Talento. *Economía* ,75, 208–12.

Barabási, A. Y Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*,286,509-512. DOI: 10.1126/science.286.5439.509

Bingol, H. (2008)**.** La fama surge como resultado de la poca memoria. *Física*, 77.

Crane, R. y Sornette, D. (2008). Clases dinámicas robustas reveladas mediante la medición de la función de respuesta de un sistema social. *Física*, 105, 15649–15653.

Erdös, P. y Rényi. A. (1959) Sobre gráficos aleatorios. *Matemáticas,* 6,90-297.

Gleeson, J. P., O'Sullivan, K. P., Baños, R. A. y Moreno, Y. (2016). Efectos de la estructura de red, la competencia y el tiempo de memoria en los fenómenos de difusión social. Física, X (6), 021019.

Huberman, B. A. (2013). Computación social y la economía de la atención. *Física,*151, 329–339.

Kang, J.-H. y Lerman, K. (2015). Computación Social, Modelado del Comportamiento y Predicción. *Ciencias de la Computación*, 9021,101–110.

Milton, J. (2026,20 de diciembre). Areopagitica.http://www.dartmouth.edu/milton/reading_room/areopagitica/text.html

Ratkiewicz, J., Fortunato, S., Flammini, A., Menczer, F. y Vespignani, A. (2010). Caracterización y modelado de la dinámica de la popularidad en línea. Phys, 105.

Real Academia Española. (2001). *Diccionario de la lengua española* (22.a ed.). Madrid, España.

Periodismo ciudadano (2025,20 de diciembre).https://www.periodismociudadano.com/emergent-un-rastreador-de-rumores-para-verificar-informacion/.

Un rastreador de rumores en tiempo real. (2025,20 de diciembre). http://www.emergent.info/

Salganik, M. J., Dodds, P. S. y Watts, D. J. (2006). Estudio experimental de la desigualdad y la imprevisibilidad en un mercado cultural artificial. *Ciencia*, 311, 854–856.

Weng, L., Flammini, A., Vespignani, A. y Menczer, F. (2012). Competencia entre memes en un mundo con atención limitada. *Fisica*,2, 335.

Wu, F. y Huberman, B. A. (2007). Novedad y atención colectiva. Fisica,104, 17599–17601.