ISSN-e: 2542-3401
Período: octubre–diciembre, 2026

Universidad, Ciencia y Tecnología
Vol. 30, Núm. 133 (pp. 128–136)

Artículo de investigación

https://doi.org/10.47460/uct.v30i133.1136

El contagio digital de la desinformación: simulación de umbrales críticos de propagación en redes sociales

Benjamín Roldan Polo-Escobar*
https://orcid.org/0000-0001-5056-9957
benjamin.polo@untrm.edu.pe
Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza
Chachapoyas, Perú

Renzo Enrique Polo-Moreano
https://orcid.org/0009-0009-8747-8974
20193257@aloe.ulima.edu.pe
Universidad de Lima, Facultad de Ciencias Empresariales y Económicas
Ciudad de Lima, Perú

Autor de correspondencia: benjamin.polo@untrm.edu.pe

Recibido: (02/07/2026), Aceptado: (12/10/2026)

Resumen. La propagación de desinformación en redes sociales puede intensificarse cuando las decisiones individuales de compartir generan cascadas colectivas. El objetivo fue analizar la influencia del umbral de activación sobre el alcance y la evolución temporal de este proceso mediante simulación computacional. Se implementó un modelo de umbrales con activación irreversible sobre redes aleatorias Erdős–Rényi de 1.000 usuarios, conectividad promedio de diez contactos y un 5 % de difusores iniciales. Se realizaron 100 repeticiones por escenario y se evaluaron umbrales entre 0,10 y 0,50, con refinamiento en la región de transición. El alcance promedio disminuyó del 88,26 % al 8,25 % al aumentar el umbral de 0,250 a 0,255; la frecuencia de cascadas extensas pasó del 87 % al 1 %. Los hallazgos evidencian una transición abrupta condicionada por las reglas de activación y la estructura de la red simulada.

Palabras clave: desinformación, simulación computacional, redes sociales, umbral de propagación.

The Digital Contagion of Misinformation: Simulation of Critical Propagation Thresholds in Social Networks

Abstract. Misinformation propagation on social networks can intensify when individual sharing decisions generate collective cascades. This study aimed to examine the influence of activation thresholds on the final reach and temporal evolution of this process through computational simulation. An irreversible threshold model was implemented on Erdős–Rényi random networks comprising 1,000 users, an average degree of ten, and 5% initially active users. One hundred repetitions were performed per scenario. Thresholds from 0.10 to 0.50 were evaluated, followed by a finer analysis of the transition region. Mean reach dropped from 88.26% to 8.25% as the threshold increased from 0.250 to 0.255; the frequency of extensive cascades decreased from 87% to 1%. These findings reveal an abrupt transition governed by the activation rule and the structure of the simulated network, without implying a universal threshold for real-world platforms.

Keywords: misinformation, computational simulation, social networks, propagation threshold.

CC BY

I. INTRODUCCIÓN

La circulación de contenidos falsos o engañosos en redes sociales constituye un problema de creciente relevancia para la comunicación pública, debido a que la rapidez de difusión y la interacción entre usuarios pueden amplificar mensajes cuya veracidad no ha sido comprobada. La desinformación no depende únicamente de las características del contenido: también intervienen las decisiones de compartir, las relaciones entre usuarios y las condiciones de exposición. Desde una perspectiva interdisciplinaria, su estudio requiere comprender tanto la dimensión social del fenómeno como los mecanismos estructurales que favorecen su circulación [1], [2].

La evidencia empírica ha documentado diferencias significativas entre la difusión de contenidos verdaderos y falsos en determinados entornos digitales. Vosoughi et al. [3] observaron patrones de circulación diferenciados en Twitter, mientras que Del Vicario et al. [4] examinaron la propagación de desinformación en comunidades digitales, destacando el papel de la segregación de usuarios y las dinámicas de exposición. Estos hallazgos muestran la pertinencia de estudiar la propagación como un proceso colectivo, aunque sus resultados observacionales no deben extrapolarse automáticamente a todas las plataformas o poblaciones.

La estructura de las interacciones también influye en la difusión. Se ha estudiado cómo cuentas automatizadas pueden facilitar la circulación de fuentes de baja credibilidad [5] y cómo las conexiones en plataformas sociales intervienen en la exposición a contenidos políticos engañosos [6]. Sin embargo, representar conjuntamente todos esos mecanismos exige información detallada y modelos de elevada complejidad. Una alternativa metodológica consiste en aislar una regla elemental de contagio social y evaluar sistemáticamente sus consecuencias mediante simulación computacional.

Los modelos de umbrales ofrecen una base matemática adecuada para este propósito. Granovetter [7] mostró que la participación individual puede depender de la proporción de personas que ya han adoptado una conducta, y Watts [8] estudió las condiciones de aparición de cascadas globales en redes aleatorias. Posteriormente, Centola y Macy [9] explicaron la importancia del refuerzo social en los procesos de contagio complejo. Estas contribuciones permiten interpretar la difusión de información como una dinámica en la cual decisiones locales pueden producir resultados colectivos no lineales.

En este contexto, el objetivo del presente estudio fue analizar, mediante simulación computacional, la influencia del umbral de activación individual sobre el alcance y la evolución de la propagación de desinformación en una red social artificial. Se empleó un modelo de umbrales con activación irreversible sobre una red aleatoria de 1.000 usuarios y se compararon distintos escenarios, con especial atención a la región donde se observan cambios bruscos en la extensión de las cascadas. El estudio no pretende verificar la veracidad de contenidos ni predecir el comportamiento de una plataforma particular; su aporte consiste en caracterizar la sensibilidad de un mecanismo sencillo de propagación bajo condiciones controladas.

II. MARCO TEÓRICO

La desinformación comprende la circulación de contenidos falsos o engañosos, cuya identificación requiere criterios distintos de aquellos utilizados para estudiar su transmisión. En una red social, el alcance de un mensaje puede depender de su contenido, del contexto de recepción y de la tendencia de los usuarios a replicarlo. La investigación sobre la psicología de las noticias falsas destaca, además, el papel de la atención y los procesos de evaluación de exactitud en la decisión de compartir [10]. En este trabajo se abstrae esa complejidad mediante una regla de activación: el estado activo significa exclusivamente que un usuario ha compartido el contenido modelado.

Una red social puede describirse como un grafo $G = (V, E)$, donde V representa el conjunto de usuarios y E las conexiones que permiten la interacción. La teoría de redes complejas proporciona herramientas para estudiar propiedades como el grado, la distribución de conexiones y las trayectorias de difusión [11]. Para construir un escenario controlado se utiliza el modelo de red aleatoria de Erdős–Rényi [12], en el cual cada par de usuarios se conecta con una probabilidad fija. Este enfoque no reproduce todas las propiedades de las redes sociales reales, pero permite examinar de manera

transparente la influencia del umbral de activación. La generación eficiente de redes aleatorias constituye un procedimiento computacional bien establecido [13].

A diferencia del contagio simple, donde una exposición puede ser suficiente para transmitir un estado, el contagio complejo puede requerir múltiples señales o refuerzos procedentes de los contactos [9]. En los modelos de umbrales, el usuario se activa cuando la proporción de sus vecinos activos alcanza un valor prefijado [7], [8]. Así, un mismo mensaje puede extinguirse rápidamente o producir una cascada extensa dependiendo de la susceptibilidad de los usuarios y de la topología de la red. En el presente modelo, todos los usuarios de un escenario comparten el mismo umbral, lo cual facilita interpretar el efecto del parámetro sin introducir heterogeneidad adicional.

Una cascada corresponde a la activación sucesiva de usuarios conectados como consecuencia de la influencia acumulada de sus vecinos. Su tamaño final permite cuantificar el alcance del proceso. Los estudios de redes muestran que la posición y conectividad de los nodos pueden modificar la capacidad de difusión [14]; por ello, las condiciones iniciales y la estructura del grafo deben considerarse al interpretar los resultados. En este artículo se denomina región de transición crítica al intervalo de umbrales en que el alcance promedio cambia pronunciadamente. Esta denominación es operacional: no implica demostrar una transición de fase universal ni establecer un valor crítico válido para todas las redes. Además, dado que las proporciones de vecinos activos dependen de grados enteros, pequeños cambios del umbral pueden modificar de forma discreta las reglas efectivas de activación.

III. METODOLOGÍA

A. Diseño de la investigación

La investigación se desarrolló mediante un enfoque cuantitativo de simulación computacional, orientado al análisis de los mecanismos de propagación de desinformación en redes sociales. Se utilizó un modelo de umbrales de activación basado en la propuesta de Watts [8], que permite representar procesos de difusión colectiva a partir de decisiones individuales condicionadas por el comportamiento de los contactos de cada usuario.

El diseño experimental consideró una red social artificial de 1.000 usuarios interconectados, en la cual una proporción inicial compartía información potencialmente falsa. La propagación posterior dependió de un umbral de activación que representaba la proporción mínima de contactos previamente activos necesaria para que otro usuario compartiera el contenido. Se evaluaron diferentes valores de este parámetro para identificar condiciones asociadas con una difusión limitada o con la aparición de cascadas de gran alcance.

El estudio se realizó exclusivamente mediante simulación computacional, sin utilizar información personal, registros de plataformas digitales ni datos observacionales. Esta estrategia permitió controlar las condiciones iniciales y examinar sistemáticamente la influencia del umbral de activación sobre la dinámica colectiva.

B. Construcción de la red social simulada

La estructura de interacción se representó mediante un grafo aleatorio no dirigido de tipo Erdős–Rényi [12], cuya formulación constituye una referencia clásica para el estudio de redes complejas. Cada usuario fue representado mediante un nodo y las relaciones de contacto mediante conexiones entre pares de nodos.

La probabilidad de establecer una conexión se determinó mediante:

$$p = \frac{\langle k \rangle}{N - 1} \tag{1}$$

donde p representa la probabilidad de conexión, $\langle k \rangle$ el grado promedio esperado y N el número total de usuarios. Para el experimento se establecieron $N = 1000$ y $\langle k \rangle = 10$, obteniéndose una probabilidad de conexión aproximada de 0,01001.

La red se generó mediante la biblioteca *NetworkX* de Python, utilizando el procedimiento `fast_gnp_random_graph`, basado en un algoritmo eficiente de generación de redes aleatorias [13]. En cada repetición experimental se generó una nueva estructura de red y se seleccionaron aleatoriamente 50 usuarios iniciales, equivalentes al 5 % de la población simulada. Para facilitar la comparación, una misma red y un mismo conjunto de usuarios iniciales se conservaron entre los diferentes valores de umbral evaluados dentro de cada repetición.

C. *Formulación matemática del modelo de propagación*

El mecanismo de difusión se estableció mediante un modelo determinista de umbrales aplicado sobre redes aleatorias. Cada usuario podía encontrarse en dos estados: inactivo, cuando todavía no había compartido la información, o activo, cuando ya había participado en su propagación.

La proporción de contactos activos de cada usuario se calculó mediante:

$$q_i(t) = \frac{1}{k_i} \sum_{j \in N_i} x_j(t) \tag{2}$$

donde $q_i(t)$ representa la proporción de contactos activos del usuario i en el instante t, k_i corresponde al número de contactos, N_i identifica el conjunto de sus vecinos y $x_j(t)$ representa el estado de cada contacto, con valores de cero o uno. Para usuarios sin contactos, se estableció $q_i(t) = 0$.

La evolución del estado individual se definió mediante:

$$x_i(t+1) = \begin{cases} 1, & x_i(t) = 1 \ \vee \ q_i(t) \geq \theta, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases} \tag{3}$$

donde θ representa el umbral de activación, común a todos los usuarios dentro de cada escenario experimental. Los usuarios sin contactos no podían activarse por influencia de vecinos. La actualización de los estados se realizó de manera sincrónica y se consideró irreversible: una vez que un usuario compartía la información, permanecía activo durante el resto de la simulación.

Esta formulación permite analizar cómo diferentes niveles de susceptibilidad a la influencia social modifican el alcance de la propagación, sin introducir mecanismos adicionales de recomendación algorítmica o intervención externa.

D. *Procedimiento de simulación*

La simulación se implementó en Python mediante las bibliotecas *NumPy*, *SciPy* y *NetworkX*, utilizando *Matplotlib* para la representación gráfica. Se estableció un máximo de 30 pasos temporales y se realizaron 100 repeticiones independientes de la generación de redes y usuarios iniciales. Para garantizar la reproducibilidad de la secuencia computacional se utilizó la semilla base 20261030.

En una primera etapa se evaluaron nueve umbrales comprendidos entre 0,10 y 0,50, con incrementos de 0,05. Posteriormente, se desarrolló un análisis de refinamiento entre 0,240 y 0,310, utilizando incrementos de 0,005. Este segundo procedimiento permitió examinar con mayor resolución las variaciones del alcance final observadas en la región de transición.

En cada escenario, la simulación comenzó con el 5 % de usuarios activos y continuó mediante actualizaciones sucesivas de sus estados. El procedimiento finalizó cuando no se produjeron nuevas activaciones o se alcanzó el máximo de pasos establecido.

E. *Indicadores de propagación y análisis de resultados*

El comportamiento de la desinformación se evaluó mediante tres indicadores: alcance final, evolución temporal de la difusión y frecuencia de cascadas de gran alcance.

El alcance final se determinó mediante:

$$A_r(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i(T_r) \tag{4}$$

donde $A_r(\theta)$ representa la proporción final de usuarios activos en la repetición r, para un determinado

umbral θ, y T_r corresponde al último paso de dicha simulación.

El alcance promedio se obtuvo a partir de:

$$\bar{A}(\theta) = \frac{1}{R}\sum_{r=1}^{R} A_r(\theta) \tag{5}$$

siendo R el número de repeticiones por escenario. Adicionalmente, se calcularon la desviación estándar muestral y los percentiles 2,5 y 97,5 para describir la variabilidad de los resultados.

Se definió operacionalmente una cascada de gran alcance como aquella en la cual al menos el 50 % de los usuarios compartía la información. Su frecuencia relativa se estimó mediante:

$$P_c(\theta) = \frac{1}{R}\sum_{r=1}^{R} I\left[A_r(\theta) \geq 0,50\right] \tag{6}$$

donde I es una función indicadora que toma el valor de uno cuando se cumple la condición y cero en caso contrario.

Finalmente, la región de transición crítica se identificó a partir de los cambios en el alcance promedio y la frecuencia de cascadas entre umbrales consecutivos. Este análisis permitió reconocer intervalos de elevada sensibilidad del sistema frente a pequeñas variaciones del parámetro de activación, sin asumir la existencia de un umbral crítico universal independiente de las características de la red.

IV. RESULTADOS

A. Evolución temporal de la propagación

La simulación permitió examinar la evolución del porcentaje acumulado de usuarios que compartieron la información en función del umbral individual de activación. En todos los escenarios se partió de 50 usuarios activos (5 % de la red). La Figura 1 presenta las trayectorias promedio de 100 repeticiones para cuatro umbrales representativos. Las curvas muestran que, con valores de 0,10 y 0,20, la difusión se extendió prácticamente a la totalidad de la red; por el contrario, con umbrales de 0,30 y 0,40, el alcance permaneció próximo al valor inicial.

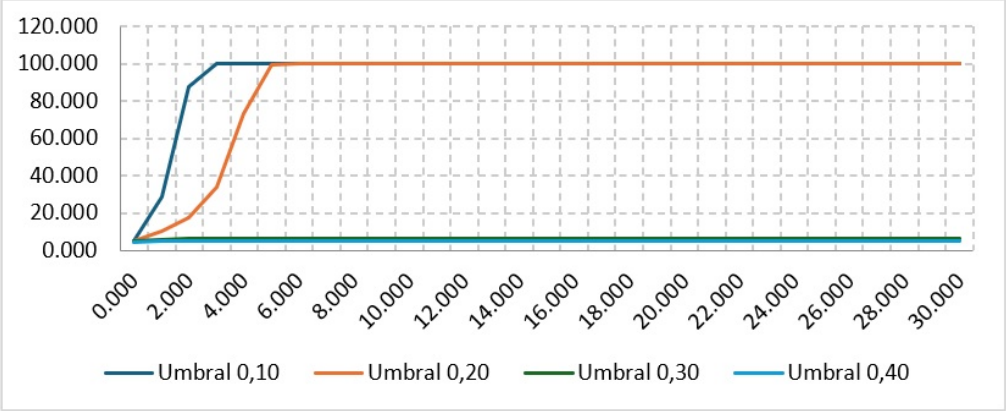


Fig. 1. Evolución temporal promedio del porcentaje de usuarios activos para cuatro umbrales de activación.

La divergencia entre las curvas indica que la variación del umbral modifica tanto la expansión temporal como el alcance acumulado. Estos resultados representan porcentajes de usuarios que compartieron el contenido en una red simulada, no medidas empíricas de circulación de noticias falsas en plataformas reales.

B. Influencia del umbral sobre el alcance final

Al comparar los nueve umbrales de la exploración inicial (0,10–0,50), se observó una marcada disminución del alcance final entre los escenarios de 0,25 y 0,30. Para un umbral de 0,20, el alcance medio fue prácticamente del 100 %; a 0,25 alcanzó el 88,26 %, mientras que a 0,30 descendió al 6,06 %. La Figura 2 resume esta relación e incluye la variabilidad entre repeticiones mediante los percentiles 2,5 y 97,5.

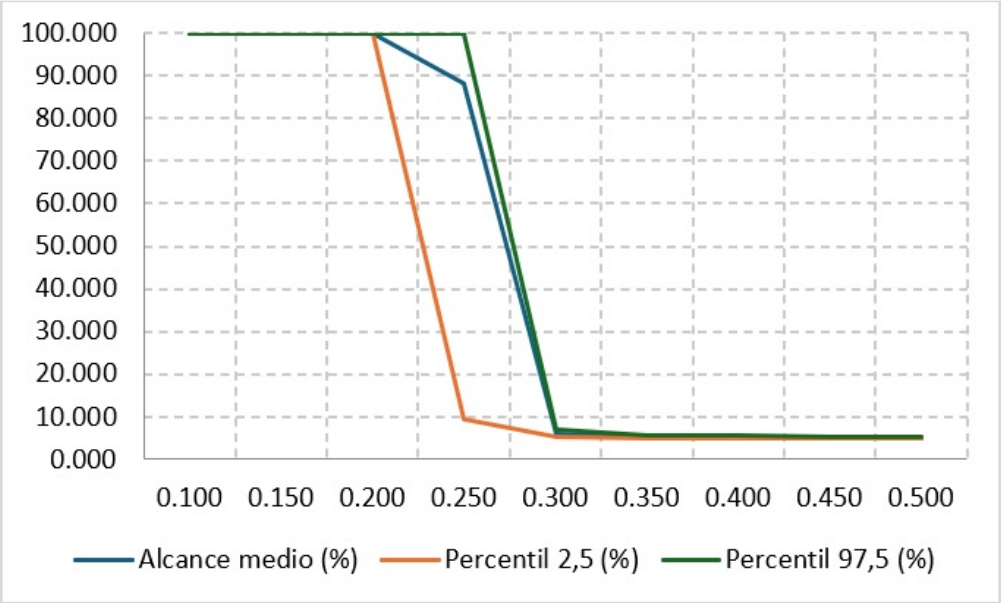


Fig. 2. Alcance final promedio en función del umbral de activación; la banda representa los percentiles 2,5 y 97,5 de las repeticiones.

La variabilidad fue especialmente importante en el escenario con umbral de 0,25, donde coexistieron realizaciones con propagación extensa y otras con difusión limitada. Esto sugiere una región de transición sensible a la topología de cada red y a la posición de los usuarios activos inicialmente.

C. Refinamiento de la región de transición y frecuencia de cascadas

Para precisar el intervalo de cambio se evaluaron umbrales comprendidos entre 0,240 y 0,310 con incrementos de 0,005. La Tabla 1 presenta los escenarios seleccionados, su alcance promedio, la dispersión y la frecuencia de repeticiones en las que al menos el 50 % de los usuarios compartió el contenido. La Figura 3 presenta la totalidad de los umbrales del refinamiento.

Tabla 1. Resultados seleccionados del refinamiento (100 repeticiones por umbral)

Umbral	Alcance medio (%)	DE (p. p.)	Cascadas ≥50 % (%)
0,240	88,26	30,50	87
0,250	88,26	30,50	87
0,255	8,25	9,31	1
0,270	7,23	0,94	0
0,300	6,06	0,42	0
0,310	5,82	0,34	0

Nota: DE = desviación estándar entre repeticiones; p. p. = puntos porcentuales. Una cascada de gran alcance se definió como un resultado final ≥50 % de usuarios activos.

Para examinar con mayor precisión el comportamiento de la propagación en la región de transición, la Figura 3 presenta los resultados del refinamiento de los umbrales de activación. La Figura 3a muestra la variación del alcance promedio de la desinformación, mientras que la Figura 3b representa la frecuencia de cascadas de gran alcance, definidas como aquellas que involucran

al menos al 50 % de los usuarios. Ambas representaciones permiten identificar la sensibilidad del sistema ante pequeñas modificaciones del umbral y caracterizar las condiciones bajo las cuales la difusión pasa de un comportamiento generalizado a uno limitado.

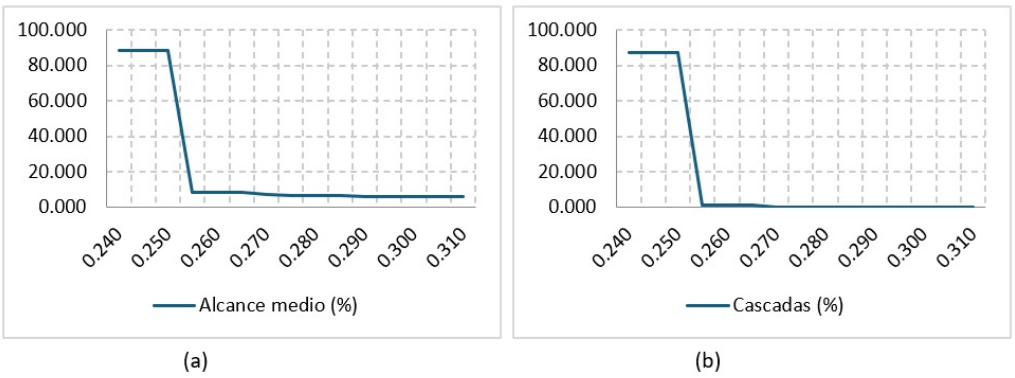


Fig. 3. Refinamiento de los umbrales: a) alcance promedio y b) porcentaje de simulaciones que produjeron cascadas de gran alcance.

El cambio más pronunciado se produjo entre 0,250 y 0,255: el alcance medio disminuyó de 88,26 % a 8,25 %, una reducción de 80,02 puntos porcentuales. En el mismo intervalo, la frecuencia de cascadas de gran alcance pasó del 87 % al 1 %. A partir de 0,270 no se observaron cascadas de al menos el 50 % en las 100 repeticiones realizadas para cada escenario.

Se identificó así una región de transición concentrada entre 0,250 y 0,255 para la configuración estudiada. Dado que la fracción de vecinos activos adopta valores discretos determinados por el grado de cada nodo, esta discontinuidad no debe interpretarse como un umbral universal de desinformación: constituye una propiedad del modelo, la topología aleatoria y los parámetros seleccionados. Su alcance explicativo se examinará en la discusión.

D. Discusión

Los resultados evidenciaron una elevada sensibilidad de la propagación al umbral de activación individual. En la red aleatoria estudiada, los valores de umbral bajos favorecieron la expansión casi generalizada del contenido, mientras que los valores elevados limitaron la difusión a una proporción cercana a la población inicialmente activa. Este comportamiento es compatible con el enfoque de cascadas globales de Watts [8], según el cual la interacción entre susceptibilidad individual y estructura de la red puede originar respuestas colectivas desproporcionadas frente a cambios relativamente pequeños en las condiciones de activación.

El contraste más marcado apareció entre los umbrales de 0,250 y 0,255. En ese intervalo, el alcance medio descendió de 88,26 % a 8,25 %, y la frecuencia de cascadas que involucraron al menos a la mitad de la red disminuyó del 87 % al 1 %. Esta variación debe interpretarse dentro de la configuración analizada y no como un valor crítico universal. En particular, como cada usuario posee un número entero de conexiones, las proporciones posibles de vecinos activos son discretas; por ello, un incremento reducido del umbral puede excluir combinaciones de activación antes suficientes y producir cambios abruptos en la dinámica agregada. La dispersión observada en los escenarios próximos a la transición también pone de manifiesto la influencia de las realizaciones específicas de la red y de los usuarios inicialmente activos.

La evolución temporal complementó este resultado. Cuando el umbral fue reducido, la acumulación de usuarios activos se aceleró durante los primeros pasos de simulación y alcanzó rápidamente niveles próximos a la saturación. En cambio, con umbrales de 0,30 y 0,40, el crecimiento fue escaso y la propagación permaneció localizada. Esta diferencia sugiere que el mismo contenido puede seguir trayectorias colectivas muy distintas dependiendo de la regla de respuesta social incorporada al modelo. La investigación sobre contagio complejo ha mostrado, asimismo, que la exposición y el refuerzo entre contactos pueden ser determinantes para la difusión de determinadas conductas [9], aunque nuestro experimento no permite establecer equivalencias directas con decisiones reales de los usuarios.

Desde una perspectiva social, el estudio ofrece una representación simplificada de cómo podría emerger una amplificación colectiva de contenidos no verificados. No obstante, el modelo no distingue noticias verdaderas y falsas por sus propiedades informativas: representa únicamente la decisión de compartir un contenido etiquetado como desinformación en el escenario simulado. Por consiguiente, sus resultados no demuestran que una noticia falsa se propague necesariamente más que una verdadera. Las diferencias empíricas observadas entre la circulación de información verdadera y falsa en plataformas reales, documentadas por Vosoughi et al. [3], corresponden a un problema más amplio que incorpora factores humanos y tecnológicos no incluidos aquí.

Entre las limitaciones destacan el uso de una topología Erdős–Rényi no dirigida, umbrales homogéneos dentro de cada escenario, activaciones irreversibles y ausencia de mecanismos como abandono, rectificación, heterogeneidad de contenidos, recomendaciones algorítmicas o comunidades estructuradas. Además, las 100 repeticiones cuantifican la variabilidad computacional bajo los supuestos elegidos, pero no sustituyen una validación con datos observacionales. Por ello, la principal contribución del trabajo consiste en delimitar, de forma reproducible, una región de transición de la propagación en un sistema de umbrales sencillo, y no en predecir el comportamiento de una plataforma específica.

CONCLUSIONES

La simulación computacional permitió caracterizar la influencia del umbral individual de activación sobre el alcance y la evolución temporal de la propagación de contenido no verificado en una red social aleatoria de 1.000 usuarios. Se observó que los umbrales bajos favorecieron cascadas extensas, mientras que los valores altos restringieron la difusión a una fracción reducida de la población.

El refinamiento de los escenarios identificó una transición pronunciada entre 0,250 y 0,255: el alcance promedio disminuyó de 88,26 % a 8,25 % y la frecuencia de cascadas de gran alcance pasó del 87 % al 1 %. Este comportamiento se relaciona con la naturaleza discreta de los contactos y con la estructura de las redes simuladas, por lo que no constituye un umbral aplicable universalmente a las redes sociales reales.

Se puede afirmar que un modelo computacional de baja complejidad resulta suficiente para visualizar y cuantificar mecanismos de amplificación colectiva basados en umbrales. La incorporación posterior de umbrales heterogéneos y estructuras de red más realistas permitiría examinar la robustez de estos resultados, manteniendo diferenciadas las simulaciones teóricas de la evidencia empírica.

REFERENCIAS

[1] D. M. J. Lazer *et al.*, “The science of fake news,” *Science*, vol. 359, no. 6380, pp. 1094–1096, 2018.

[2] H. Allcott and M. Gentzkow, “Social media and fake news in the 2016 election,” *Journal of Economic Perspectives*, vol. 31, no. 2, pp. 211–236, 2017.

[3] S. Vosoughi, D. Roy, and S. Aral, “The spread of true and false news online,” *Science*, vol. 359, no. 6380, pp. 1146–1151, 2018.

[4] M. Del Vicario *et al.*, “The spreading of misinformation online,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 113, no. 3, pp. 554–559, 2016.

[5] C. Shao *et al.*, “The spread of low-credibility content by social bots,” *Nature Communications*, vol. 9, p. 4787, 2018.

[6] A. Bovet and H. A. Makse, “Influence of fake news in twitter during the 2016 us presidential election,” *Nature Communications*, vol. 10, p. 7, 2019.

[7] M. Granovetter, “Threshold models of collective behavior,” *American Journal of Sociology*, vol. 83, no. 6, pp. 1420–1443, 1978.

[8] D. J. Watts, "A simple model of global cascades on random networks," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, no. 9, pp. 5766–5771, 2002.

[9] D. Centola and M. Macy, "Complex contagions and the weakness of long ties," *American Journal of Sociology*, vol. 113, no. 3, pp. 702–734, 2007.

[10] G. Pennycook and D. G. Rand, "The psychology of fake news," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 25, no. 5, pp. 388–402, 2021.

[11] M. E. J. Newman, "The structure and function of complex networks," *SIAM Review*, vol. 45, no. 2, pp. 167–256, 2003.

[12] P. Erdős and A. Rényi, "On random graphs. i," *Publicationes Mathematicae*, vol. 6, pp. 290–297, 1959.

[13] V. Batagelj and U. Brandes, "Efficient generation of large random networks," *Physical Review E*, vol. 71, no. 3, p. 036113, 2005.

[14] M. Kitsak *et al.*, "Identification of influential spreaders in complex networks," *Nature Physics*, vol. 6, pp. 888–893, 2010.