

Revision sistemática de dimensión de información en redes complejas

Jazmín Susana De la Cruz García

Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica Unidad Zacatenco, Instituto Politécnico Nacional
susdcg@gmail.com

Juan Bory Reyes

Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica Unidad Zacatenco, Instituto Politécnico Nacional
aramirezar@ipn.mx

Aldo Ramírez Arellano

Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería y Ciencias Sociales y Administrativas, Instituto Politécnico Nacional
aramirezar@ipn.mx

Resumen— Las redes complejas presentan estructuras irregulares y evolutivas. Poseen características fractales y de autosimilitud, estudiadas mediante dimensión de información basada en la entropía de Shannon. Este estudio revisa sistemáticamente los avances, desafíos y tendencias de dimensión de información en redes complejas. A través del análisis de co-citación y co-ocurrencia, se construye un estado del arte utilizando bases de datos científicas y herramientas bibliométricas. Se analizaron trabajos publicados entre 1993 y 2024 extraídos de *Web of Science*, *Scopus* y *Science Direct*. La investigación siguió tres fases: en la primera, se definieron criterios de inclusión y exclusión; en la segunda, se procesaron los datos con *CiteSpace*, generando redes gráficas y análisis de co-ocurrencia y co-citación; en la tercera, se aplicó el método *PRISMA* para exponer los hallazgos. Finalmente, se debatieron las principales características, avances y desafíos del uso de dimensión de información en redes complejas, destacando sus restricciones y perspectivas futuras.

Palabras Clave — redes complejas, dimensión de información, entropía, revisión sistemática

Abstract- Complex networks present irregular and evolving structures. They possess fractal and self-similar characteristics, studied using the information dimension based on Shannon entropy. This study systematically reviews the advances, challenges and trends of the information dimension in complex networks. Through co-citation and co-occurrence analysis, a state of the art is built using scientific databases and bibliometric tools. Works published between 1993 and 2024 extracted from *Web of Science*, *Scopus* and *Science Direct* were analyzed. The research followed three phases: in the first, inclusion and exclusion criteria were defined; in the second, the data were processed with *CiteSpace*, generating graphic networks and co-occurrence and co-citation analysis; in the third, the *PRISMA* method was applied to present the findings. Finally, the main characteristics, advances and challenges of using the information dimension in complex networks were discussed, highlighting its restrictions and future prospects.

Keywords — complex networks, information dimension, entropy, systematic review.

I. INTRODUCCIÓN

Las redes complejas están presentes en múltiples sistemas del mundo real, como telecomunicaciones, transporte, redes sociales y biológicas. Se caracterizan por su estructura irregular y crecimiento dinámico, alcanzando millones de nodos y conexiones [1].

El estudio de redes comenzó con la teoría de grafos en 1736, cuando Euler resolvió el problema de los puentes de Königsberg [2]. Sin embargo, esta teoría no es suficiente para modelar redes reales por lo que se han desarrollado enfoques como dimensión de información para cuantificar su complejidad.

La dimensión de información clásica mide la fractalidad y estructura de redes en el área plana, pero su aplicación puede ser limitada. Muchas redes reales presentan autosimilitud, demostrada con el algoritmo de cubrimiento de cajas, que permite analizar su estructura óptima. En [3] propusieron una nueva dimensión de información basada en este algoritmo, utilizando la relación entre nodos en lugar de cajas para medir la incertidumbre.

Se han desarrollado distintos enfoques para mejorar la representación de redes complejas. En [5] aplicaron la entropía de Tsallis en una dimensión de información generalizada, en [6] se estudió su relación con el conteo de cajas y en [7] usaron la entropía de Renyi.

Actualmente, se buscan mejores modelos considerando propiedades como autoorganización y escala libre. En [8] desarrollaron una dimensión de información de Tsallis aplicada al cubrimiento de caja, y en 2021 definieron su versión con dos parámetros [9].

Esta revisión siguió los siguientes pasos: 1) búsqueda en *Web of Science*, *Scopus* y *Science Direct*, 2) análisis bibliométricos con *CiteSpace* para visualizar tendencias, y 3) aplicación de la metodología *PRISMA* para garantizar el rigor y

transparencia en el estudio. Esto con la finalidad de ofrecer una revisión crítica sobre la evolución de dimensión de información en redes complejas, proporcionando una visión actualizada para investigadores y profesionales interesados en este campo.

II. METODOLOGÍA/DESARROLLO

A. Recopilación de información.

La búsqueda se realizó en las bases de datos científicas Web of Science, Scopus y ScienceDirect, filtrando por artículos y revisiones. Se utilizó la búsqueda booleana: $(ALL=(dimension) OR ALL=(dimensions)) AND (ALL=(complex network) OR ALL=(complex networks)) AND (ALL=(entropy) OR ALL=(entropies)) AND (DT= ("REVIEW" OR "ARTICLE"))$. Se obtuvieron 419 resultados distribuidos de la siguiente manera: 288 en *Web Of Science*, 106 en *Scopus* y 48 en *Science Direct*.

Posteriormente se definieron los siguientes criterios de inclusión: 1) que presenten estudios de casos únicos, revisiones y estudios empíricos; 2) que mencionen el uso de dimensión de información con entropía. 3) que mencionen el uso del cubrimiento de cajas; y 4) Que sean artículos relevantes en el tema de investigación. Así mismo, se definieron los siguientes criterios de exclusión: 1) los estudios que no mencionen el uso de entropía; 2) los estudios que no utilicen el cubrimiento de cajas; 3) aquellos que se encuentran fuera del contexto del análisis o utilizan métodos de difícil interpretación.

B. Búsqueda sistemica.

La Figura 1 representa las 288 publicaciones indexadas encontradas en la *Web of Science*.

La co-ocurrencia revela conexiones y tendencias en la investigación. En la *Web of Science* se encontraron 90 categorías temáticas siendo las principales "Física Multidisciplinaria", "Física Matemática" e "Ingeniería Eléctrica Electrónica". Así mismo, usando *CiteSpace*, se generó una red de co-ocurrencias con 11 clústeres, destacando interrelaciones y patrones entre categorías, ver Figura 2.

La co-citación identifica relaciones entre documentos mediante citas conjuntas. Se creó una red basada en 5,449 artículos que citan 288 artículos encontrados, usando palabras clave en títulos. La red incluye 828 nodos y 1,097 enlaces, visualizando conexiones sobre "dimensión de información en redes complejas usando entropía", ver Figura 3.

Se identificaron 381 clústeres. La Tabla 1 muestra los principales 3 clústeres y se detalla su tamaño, valor S , rango de citación y etiquetas. El volumen del clúster representa la cantidad de artículos citados, y un alto valor S indica mayor homogeneización de los nodos en cada clúster.

La Tabla 2 muestra los 5 autores principales cuyas publicaciones más relevantes están relacionadas con el tema de estudio. El periodo indica el intervalo de tiempo en el que sus trabajos generaron interés dentro de la comunidad científica.

El análisis de co-citación identifica redes de cooperación internacional y líderes en investigación. La Tabla 3 detalla los 6 países más vinculados al tema, mostrando el número de artículos, citaciones recibidas y la fuerza del enlace, que indica la relevancia de sus conexiones.

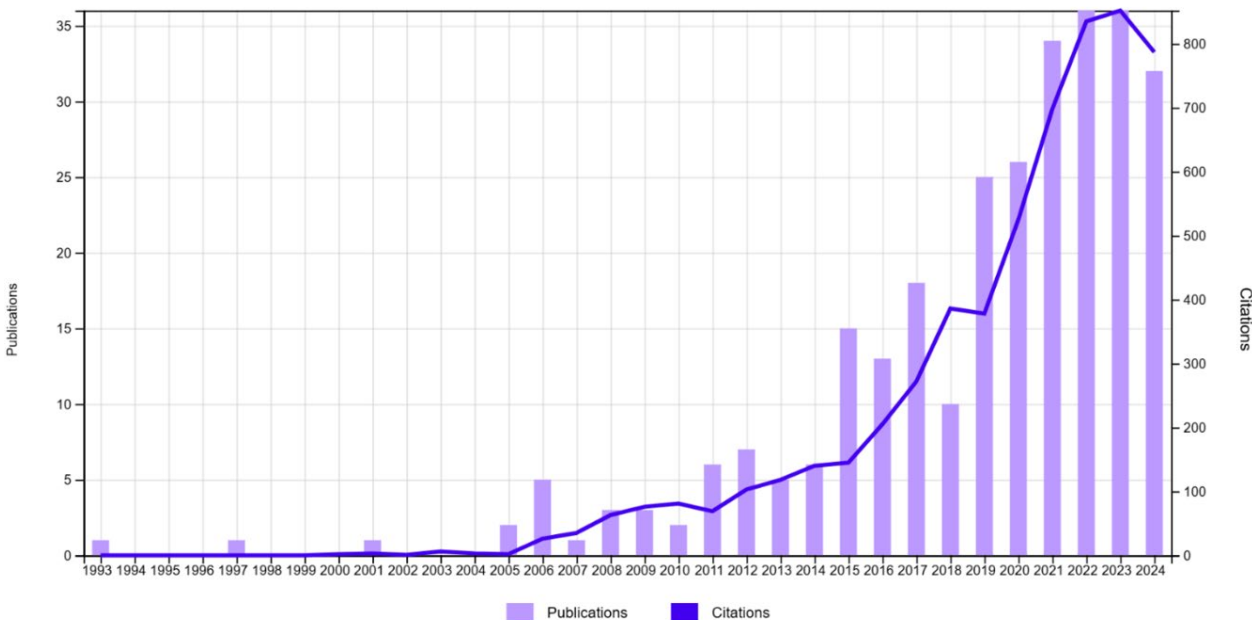


Figura 1.- Publicaciones indexadas en *Web of Science* sobre dimensión de información en redes complejas usando entropía.

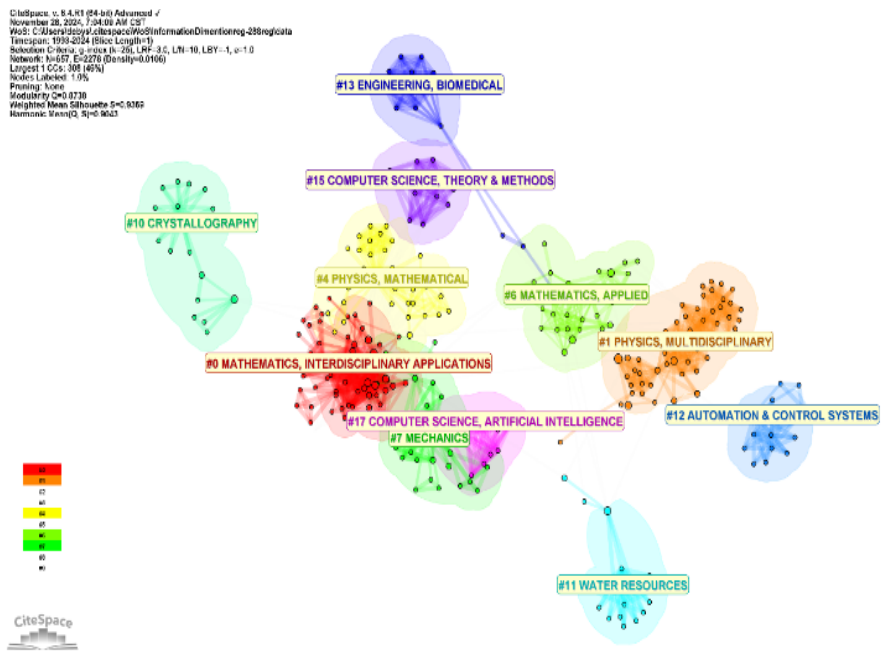


Figura 2.- Red de análisis de co-ocurrencia de categorías de *Citespace* en dimensión de información en redes complejas usando entropía

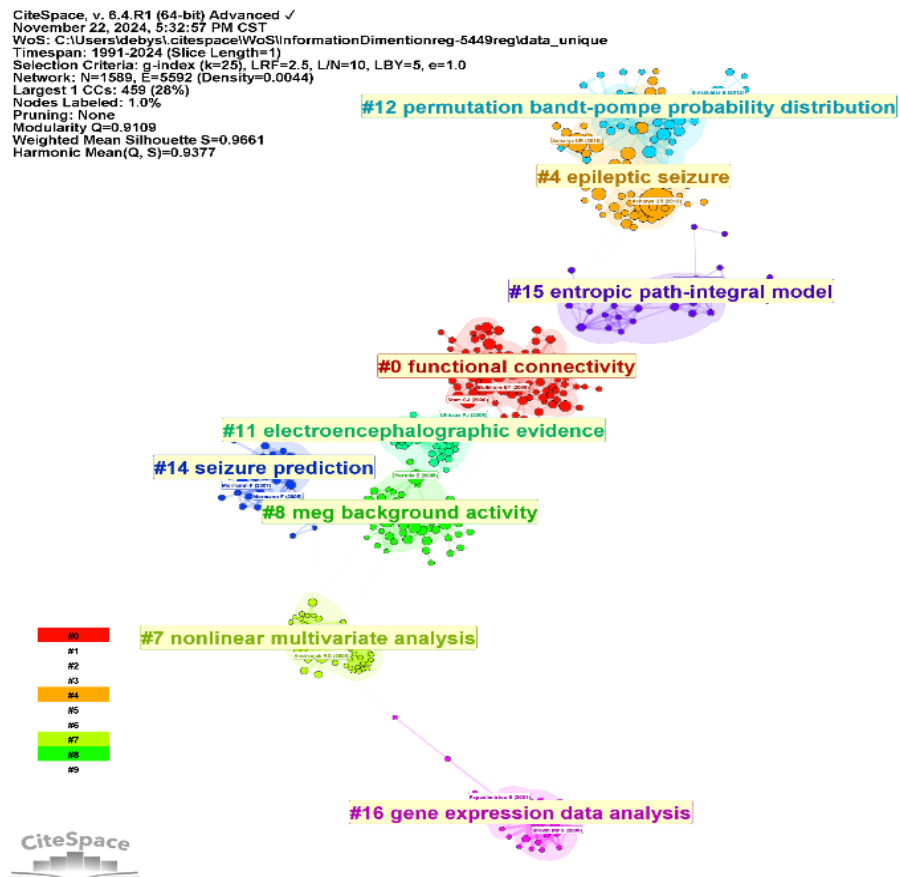


Figura 3.- Principales grupos de co-citación relacionados con dimensión de información en redes complejas usando entropía

Tabla 1.- Principales clusters de co-citación relacionados con dimensión de información en redes complejas usando entropía

Clúster	Tamaño	Silueta	Año	Etiquetas
0	99	0.912	2008-2011	desafío desconcertante, conectividad funcional, trastorno depresivo mayor
4	67	0.978	2013-2018	multiclasificación de EEG epiléptico, ataque epiléptico, enfoques dinámicos
7	52	1	2001-2007	predicción de ataques, análisis multivariado no lineal, ataque epiléptico

Tabla 2.- Autores con los artículos más relevantes de publicaciones relacionadas con dimensión de información en redes complejas usando entropía"

Período	Fuerza	Ráfaga	Publicación
2019-2022	4.7258	4.73	Wen T, 2018, PHYSICA A, V501, P388, "An information dimension of weighted complex networks", DOI 10.1016/j.physa.2018.02.067
2018-2021	4.4884	4.49	Rosenberg E, 2017, PHYS LETT A, V381, P574, "Maximal entropy coverings and the information dimension of a complex network", DOI 10.1016/j.physleta.2016.12.015
2022-2024	3.8884	3.89	Wen T, 2021, INFORM FUSION, V73, P87, "The fractal dimension of complex networks: A review", DOI 10.1016/j.inffus.2021.02.001
2019-2020	3.4417	3.44	Wen T, 2018, INT J FUZZY SYST, V20, P1956, "Evaluating Topological Vulnerability Based on Fuzzy Fractal Dimension", DOI 10.1007/s40815-018-0457-8
2019-2024	3.4371	3.44	Duan SY, 2019, PHYSICA A, V516, P529, "A new information dimension of complex network based on Rényi entropy", DOI 10.1016/j.physa.2018.10.045

Tabla 3.- Numero de artículos y numero de citaciones de los principales Países relacionados con dimensión de información en redes complejas usando entropía"

País	Artículos	Citaciones	Fuerza del enlace
China	113	1253	69
USA	50	1509	33
Italia	21	446	8
Inglaterra	19	605	10
Japón	12	166	13

México	12	47	34
--------	----	----	----

Se implementó el método *PRISMA* para seleccionar los artículos relevantes. Tras leer el título, resumen y conclusiones se seleccionaron 13 de los 419 artículos encontrados en las bases de datos. Además, se identificaron 1,031 estudios adicionales, de los cuales 37 fueron seleccionados tras leer el título, resumen y conclusiones. En total, 50 trabajos fueron incluidos para su revisión y análisis, ver Figura 4.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la Figura 1 se observa que desde 2005 el interés en dimensión de información en redes complejas ha crecido, impulsado por el aumento de datos digitales y la importancia de la teoría de la información para comprender la complejidad de las redes. La mejora en procesamiento y algoritmos ha permitido la aplicación de métodos de entropía en redes más complejas, ampliando su utilidad y atrayendo a expertos de diversas disciplinas.

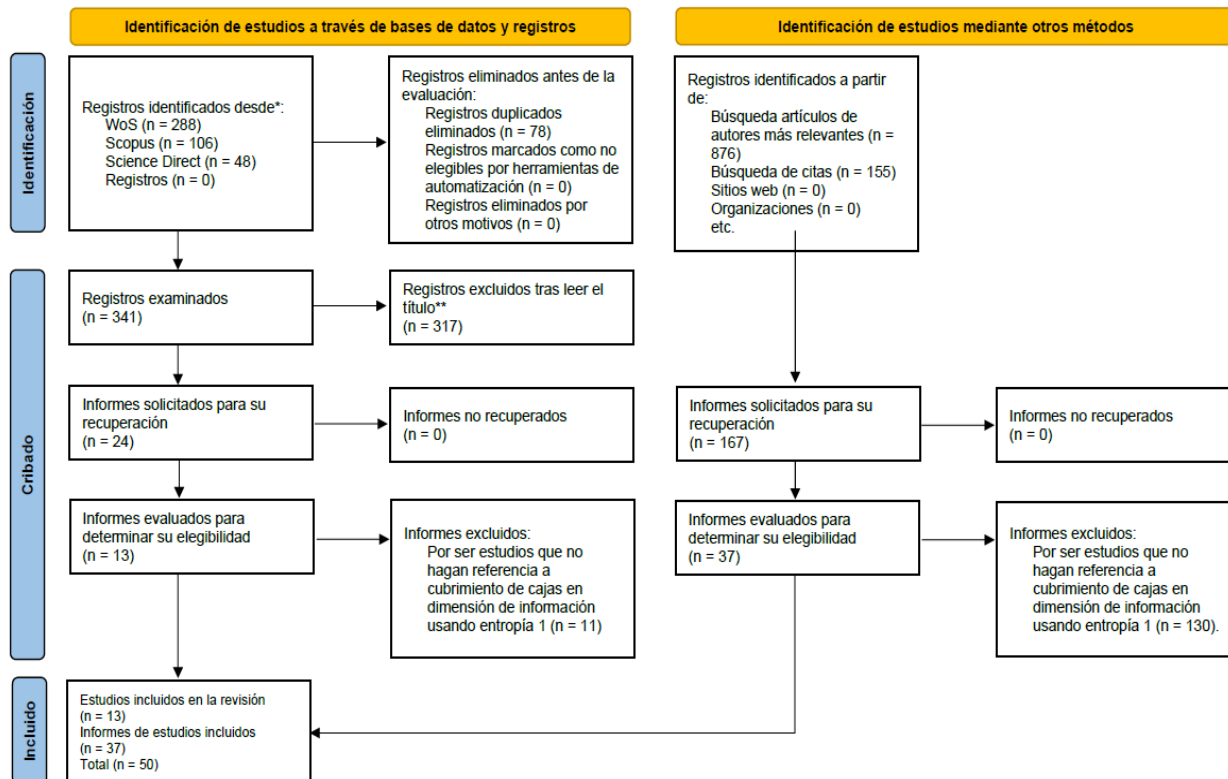
El análisis de co-ocurrencias revela que las principales categorías en este campo son "Física Multidisciplinar" y "Física Matemática", donde se utilizan conceptos matemáticos y físicos como la entropía para entender la estructura de redes complejas [9]. La categoría "Ingeniería Eléctrica y Electrónica" también juega un papel importante, empleando la entropía para mejorar la eficiencia y robustez de redes de comunicación y eléctricas [10,11]. Además, existen conexiones entre disciplinas como "Aplicaciones Interdisciplinarias en Matemáticas", "Ciencias de la Computación" e "Inteligencia Artificial", que combinan herramientas matemáticas y modelos para optimizar sistemas como redes neuronales [12], ver Figura 2.

El análisis de co-citación muestra que el grupo "#0 Conectividad funcional" es el más citado y está relacionado con estudios sobre la actividad cerebral utilizando magnetoencefalografía (MEG) y electroencefalografía (EEG). Estos estudios investigan cómo diferentes áreas del cerebro se comunican y cómo se pueden entender trastornos como la depresión y la epilepsia [13], ver Figura 3.

El clúster #0 está relacionado con la investigación de cómo las perturbaciones en las redes cerebrales contribuyen a la depresión, enfocándose en el trastorno depresivo mayor (TDM) y la conectividad funcional en el cerebro. Esta herramienta revela patrones disfuncionales en redes cerebrales, lo que ayuda a crear tratamientos personalizados. El clúster #4 investiga la detección de ataques epilépticos mediante EEG y algoritmos de clasificación, mejorando la precisión con el uso de métodos dinámicos como el aprendizaje automático [14]. El clúster #0 fue más citado entre 2008 y 2011, y el clúster #4 sobresalió entre 2013 y 2018, ver Tabla 1.

El estudio de Wen T en 2018, titulado "An Information Dimension of Weighted Complex Networks", ha sido fundamental, desarrollando un método innovador que utiliza dimensión de información para describir redes ponderadas y

Diagrama de flujo PRISMA 2020 para nuevas revisiones sistemáticas que incluyeron búsquedas en bases de datos, registros y otras fuentes



*Si es posible, considere informar la cantidad de registros identificados en cada base de datos o registro consultado (en lugar de la cantidad total en todas las bases de datos o registros).
**Si se utilizaron herramientas de automatización, indique cuántos registros fueron excluidos por un humano y cuántos fueron excluidos por herramientas de automatización.
De: Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. La declaración PRISMA 2020: una guía actualizada para informar revisiones sistemáticas. BMJ 2021; 372:n71. doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>. Para más información, visite: <http://www.prisma-statement.org>

Figura 4.- Diagrama de Flujo PRISMA en cuatro niveles.

mejorar la medición de propiedades fractales y de autosimilitud. Su impacto ha sido significativo en diversas disciplinas, incluidas la física y las matemáticas aplicadas [15], ver Tabla 2.

China y EE. UU. lideran la investigación sobre dimensión de información en redes complejas, gracias a su infraestructura científica avanzada, financiamiento robusto y tecnologías de punta. Las instituciones como la Academia China de Ciencias, MIT y Stanford se destacan por su producción en el campo, utilizando supercomputadoras y laboratorios para crear modelos complejos y realizar simulaciones avanzadas. Estos países no solo lideran en publicaciones, sino que también fomentan una red global de coautoría, lo que impulsa la integración de nuevas ideas y el desarrollo continuo en este campo de investigación [16], ver Tabla 3.

A. Síntesis de los artículos seleccionados

El estudio de redes complejas ha empleado diversos métodos para analizar su estructura y funcionamiento. Entre los enfoques más destacados está el uso del método de cubrimiento de cajas, que ha permitido entender la autosimilitud y la fractalidad en redes, desde redes biológicas y sociales hasta sistemas

tecnológicos. Este enfoque ha sido desarrollado a lo largo de los años, con importantes avances como la combinación de dimensión fractal y la teoría de la información, la mejora de algoritmos para redes ponderadas, y el uso de entropía para medir la complejidad de redes en diferentes disciplinas.

Investigaciones como [17], han mostrado cómo la autosimilitud y la multifractalidad son clave para entender redes complejas. Métodos como el cubrimiento de cajas y la teoría de grafos han sido fundamentales para crear modelos de estructuras complejas, sobre todo en sistemas biológicos. Por ejemplo, en [3] han aplicado estas herramientas para estudiar redes neuronales y otros sistemas biológicos, demostrando cómo las redes son eficientes y organizadas.

Los avances tecnológicos han permitido mejorar estos métodos, como los estudios en [17], que ajustaron el algoritmo de cubrimiento de cajas para redes ponderadas, y en [18] propusieron nuevas técnicas más precisas para redes con formas irregulares. Además, investigaciones como las de [4] han incorporado medidas de entropía para analizar la complejidad estructural de redes, destacando su aplicación en sistemas ferroviarios y financieros.

A lo largo de los años, también se han desarrollado algoritmos que combinan técnicas avanzadas como el aprendizaje automático y el modularidad fractal, lo que ha permitido mejorar la precisión en áreas como el diagnóstico de enfermedades y la detección de anomalías en redes sociales y biológicas. Algunos de estos avances han sido aplicados en la medicina, por ejemplo, para el análisis de imágenes médicas y el diagnóstico temprano de esclerosis múltiple [19,5].

En los últimos años, nuevos enfoques han sido propuestos para mejorar el cálculo de dimensión fractal, como la optimización de algoritmos para reducir tiempos de procesamiento en redes grandes. También se ha explorado cómo la entropía de Tsallis y la entropía de Deng pueden usarse para estudiar la complejidad en redes fractales y para clasificar diferentes tipos de redes en función de su conectividad [20,21].

Además de estas contribuciones, se ha avanzado en la medición de la complejidad de redes en contextos más amplios, como la evaluación del daño en los pulmones usando tomografías computarizadas, y en el análisis de la neuropatía cardíaca mediante señales del corazón [22,23]. Estos enfoques han mostrado cómo la teoría de la información y las dimensiones fractales pueden proporcionar una mejor comprensión y predicción del comportamiento de sistemas complejos.

El desarrollo de métodos más precisos y eficientes ha sido esencial para el análisis de grandes redes complejas, con aplicaciones que abarcan desde la medicina hasta las ciencias sociales y la ingeniería. En 2024, la combinación de la entropía relativa y dimensión fractal representa el siguiente paso en el análisis detallado de redes, mejorando nuestra capacidad para abordar datos incompletos o inciertos y ofrecer soluciones más exactas en diversas áreas [24,12]

IV. CONCLUSIONES

Este artículo de revisión examina la relevancia y el uso de dimensión de información en redes complejas, destacando su creciente importancia en diversas disciplinas como biología, sociología, informática y física. La dimensión de información, especialmente a través de la entropía, facilita la comprensión y modelización de sistemas complejos, optimizando procesos, mejorando la resiliencia y analizando flujos dentro de las redes. Las medidas de entropía, como las de Shannon, Rényi y Tsallis, son herramientas clave para evaluar la heterogeneidad, incertidumbre y multifractalidad de las redes. Este enfoque también ha cobrado relevancia en el aprendizaje automático y la minería de datos, con el objetivo de mejorar algoritmos y detectar nodos influyentes.

En medicina, especialmente en psiquiatría, la dimensión de información ha demostrado ser útil para analizar las complejas interacciones del cerebro humano, permitiendo identificar patrones asociados con la actividad neuronal y la organización funcional. Los países líderes en esta investigación son China y EE.UU.

El estudio de la información en redes complejas crece gracias a su capacidad para resolver problemas en diversas disciplinas y adaptarse a nuevas tecnologías. Se destacan

tendencias como el análisis de redes dinámicas, ponderadas o dirigidas, y redes con múltiples capas de interacción, importantes en contextos como redes sociales y transporte. Además, de la tendencia de explorar la combinación de dimensión fractal con dimensión de información para análisis más completos. Otra tendencia que se observa es un aumento en el uso de inteligencia artificial, especialmente redes convolucionales (CNNs), para analizar grandes redes. Finalmente, otro tema interesante para estudiar es el uso de la medida de extropía en dimensión de información, como un índice estadístico dual que complementa la entropía [25].

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean expresar su gratitud hacia el Instituto Politécnico Nacional, entidad que facilitó el desarrollo de este estudio.

REFERENCIAS

- [1] S. Boccaletti, V. Latora, Y. Moreno, M. Chavez, and D. Hwang, "Complex networks: Structure and dynamics," *Phys Rep*, vol. 424, no. 4–5, pp. 175–308, Feb. 2006, doi: 10.1016/j.physrep.2005.10.009.
- [2] Leonhard Euler, "Solutio Problematis ad Geometriam Situs Pertinentis," *Commentarii Academiae Scientiarum Imperialis Petropolitanae*, vol. 7, pp. 1–10, 1741.
- [3] C. Song, L. K. Gallos, S. Havlin, and H. A. Makse, "How to calculate the fractal dimension of a complex network: the box covering algorithm," *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, vol. 2007, no. 03, pp. P03006–P03006, Mar. 2007, doi: 10.1088/1742-5468/2007/03/P03006.
- [4] Q. Zhang, C. Luo, M. Li, Y. Deng, and S. Mahadevan, "Tsallis information dimension of complex networks," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 419, pp. 707–717, no. Feb. 2015, doi: 10.1016/j.physa.2014.10.071.
- [5] E. Rosenberg, "Maximal entropy coverings and the information dimension of a complex network," *Phys Lett A*, vol. 381, no. 6, pp. 574–580, Feb. 2017, doi: 10.1016/j.physleta.2016.12.015.
- [6] S. Duan, T. Wen, and W. Jiang, "A new information dimension of complex network based on Rényi entropy," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 516, pp. 529–542, no. Feb. 2019, doi: 10.1016/j.physa.2018.10.045.
- [7] A. Ramírez-Arellano, S. Bermúdez-Gómez, L. M. Hernández-Simón, and J. Bory-Reyes, "D-sumnable fractal dimensions of complex networks," *Chaos Solitons Fractals*, vol. 119, pp. 210–214, no. Feb. 2019, doi: 10.1016/j.chaos.2018.12.026.
- [8] A. Ramírez-Arellano, L. M. Hernández-Simón, and J. Bory-Reyes, "Two-parameter fractional Tsallis information dimensions of complex networks," *Chaos Solitons Fractals*, vol. 150, p. 111113, no. Sep. 2021, doi: 10.1016/j.chaos.2021.111113.
- [9] A. Ghavasi, C. Nicolini, and M. De Domenico, "Statistical physics of complex information dynamics," *Phys Rev E*, vol. 102, no. 5, p. 052304, Nov. 2020, doi: 10.1103/PhysRevE.102.052304.
- [10] M. Herrera, M. Pérez-Hernández, A. Kumar Parlikad, and J. Izquierdo, "Multi-Agent Systems and Complex Networks: Review and Applications in Systems Engineering," *Processes*, vol. 8, no. 3, p. 312, Mar. 2020, doi: 10.3390/pr8030312.
- [11] G. A. Pagani and M. Aiello, "The Power Grid as a complex network: A survey," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 392, no. 11, pp. 2688–2700, Jun. 2013, doi: 10.1016/j.physa.2013.01.023.
- [12] P. Ortiz-Vilchis, M. Antonio-Cruz, M. Lei, and A. Ramírez-Arellano, "Deng Entropy and Information Dimension for Covid-19 and Common Pneumonia Classification," *Fractals*, Vol. 32, No. 02, p. 2450033, Feb. 2024, doi: 10.1142/S0218348X24500336.

- [13] M. Bucolo, F. Di Grazia, M. Frasca, F. Sapuppo y D. Shannahoff-Khalsa, "De la sincronización a la teoría de redes: una estrategia para el análisis de datos MEG", 16.^a Conferencia Mediterránea sobre Control y Automatización, Ajaccio, Francia, 2008, págs. 854-859, doi: 10.1109/MED.2008.4602069.
- [14] S.-H. Lee, J. S. Lim, J.-K. Kim, J. Yang, and Y. Lee, 'Classification of normal and epileptic seizure EEG signals using wavelet transform, phase-space reconstruction, and Euclidean distance', Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 116, no. 1, pp. 10–25, 2014.
- [15] F. Radicchi, J. J. Ramasco, and S. Fortunato, "Information filtering in complex weighted networks," Phys Rev E, vol. 83, no. 4, p. 046101, Apr. 2011, doi: 10.1103/PhysRevE.83.046101.
- [16] B. AlShebli, S. A. Memon, J. A. Evans, and T. Rahwan, "China and the U.S. produce more impactful AI research when collaborating together," Sci Rep, vol. 14, no. 1, p. 28576, Nov. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-79863-5.
- [17] D.-J. Wei, Q. Liu, H.-X. Zhang, Y. Hu, Y. Deng, and S. Mahadevan, "Box-covering algorithm for fractal dimension of weighted networks," Sci Rep, vol. 3, no. 1, p. 3049, Oct. 2013, doi: 10.1038/srep03049.
- [18] Y. Sun and Y. Zhao, "Overlapping-box-covering method for the fractal dimension of complex networks," Phys Rev E, vol. 89, no. 4, p. 042809, Apr. 2014, doi: 10.1103/PhysRevE.89.042809.
- [19] H. Wu, L. Kuang, F. Wang, Q. Rao, M. Gong, and Y. Li, "A multiobjective box-covering algorithm for fractal modularity on complex networks," Appl Soft Comput, vol. 61, pp. 294–313, no. Dec. 2017, doi: 10.1016/j.asoc.2017.07.034.
- [20] T. Wen and W. Jiang, "Measuring the complexity of complex network by Tsallis entropy," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, vol. 526, p. 121054, no. Jul. 2019, doi: 10.1016/j.physa.2019.121054.
- [21] A. Ramírez-Arellano, L. M. Hernández-Simón, and J. Bory-Reyes, "A box-covering Tsallis information dimension and non-extensive property of complex networks," Chaos Solitons Fractals, vol. 132, p. 109590, no. Mar. 2020, doi: 10.1016/j.chaos.2019.109590.
- [22] A. Ramírez-Arellano, P. Ortiz-Vilchis, and J. Bory-Reyes, "The Role of D-Summable Information Dimension in Differentiating Covid-19 Disease," Fractals, vol. 29, no. 08, Dec. 2021, doi: 10.1142/S0218348X21502558.
- [23] P. Ortiz-Vilchis and A. Ramírez-Arellano, "An Entropy-Based Measure of Complexity: An Application in Lung-Damage," Entropy, vol. 24, no. 8, p. 1119, Aug. 2022, doi: 10.3390/e24081119.
- [24] A. Ramírez-Arellano and J. Bory-Reyes, "A D-Summable Approach to Deng Information Dimension of Complex Networks," Fractals, vol. 32, no. 02, Jan. 2024, doi: 10.1142/S0218348X24500440.
- [25] A. Ramírez-Arellano, J.-S. De-la Cruz-García, J. Bory-Reyes, A Fractional (q, q') non-extensive information dimension for complex networks, Fractal and Fractional 7, no. 10: 702 (2023). doi:10.3390/fractalfract7100702.