

El Rol de la Inteligencia Artificial Explicable: Revisión Sistemática de sus Tendencias y Líneas de Investigación Emergentes.**The Role of Explainable Artificial Intelligence: A Systematic Review of Emerging Trends and Research Lines.***Francisco Ruperto Riccio Anastacio, María Inés Gavilánez Ortega & Oscar Omar Carrasco Agraces***PUNTO CIENCIA.****julio - diciembre, V°6 - N°2; 2025****Recibido:** 20-10-2025**Aceptado:** 22-10-2025**Publicado:** 30-12-2025**PAIS**

- Ecuador, Guayaquil
- Ecuador, Guayaquil
- Ecuador, Guayaquil

INSTITUCION

- Universidad de Guayaquil
- Ministerio de Educación
- Universidad de Guayaquil

CORREO:

- ✉ francisco.riccioa@ug.edu.ec
- ✉ mariai.gavilanez@educacion.gob.ec
- ✉ oscar.carrascoa@ug.edu.ec

ORCID:

- 🌐 <https://orcid.org/0000-0003-1487-1379>
- 🌐 <https://orcid.org/0009-0003-6490-3049>
- 🌐 <https://orcid.org/0000-0002-4512-9153>

FORMATO DE CITA APA.

Riccio, F., Gavilánez, M. & Carrasco, O. (2025). El Rol de la Inteligencia Artificial Explicable: Revisión Sistemática de sus Tendencias y Líneas de Investigación Emergentes. *Revista G-ner@ndo*, V°6 (N°2). Pág. 2193 – 2211.

Resumen

Este análisis bibliométrico sobre inteligencia artificial explicable (XAI) revela un crecimiento significativo en la producción científica, liderado por países como India, China y EE. UU., y con una fuerte colaboración institucional entre universidades asiáticas y de Medio Oriente. Las palabras clave más frecuentes reflejan un enfoque consolidado en machine learning, deep learning, interpretabilidad y modelos explicables como SHAP y LIME. Las principales líneas de investigación incluyen la explicabilidad en sistemas críticos, redes neuronales interpretables y la transparencia algorítmica. La red de colaboración internacional destaca la centralidad de países como EE. UU., China, Corea del Sur y Arabia Saudita. En conjunto, los hallazgos subrayan que XAI no solo es un campo en expansión, sino también esencial para el desarrollo de sistemas de IA responsables, confiables y centrados en el ser humano.

Palabras clave: inteligencia artificial explicable, machine learning, deep learning, análisis bibliométrico.

Abstract

This bibliometric analysis on explainable artificial intelligence (XAI) reveals significant growth in scientific production, led by countries such as India, China, and the USA, with strong institutional collaboration between Asian and Middle Eastern universities. The most frequent keywords reflect a consolidated focus on machine learning, deep learning, interpretability, and explainable models such as SHAP and LIME. Main research lines include explainability in critical systems, interpretable neural networks, and algorithmic transparency. The international collaboration network highlights the centrality of countries such as the US, China, South Korea, and Saudi Arabia. Taken together, the findings underscore that XAI is not only an expanding field but also essential for the development of responsible, trustworthy, and human-centered AI systems.

Keywords: explainable artificial intelligence, machine learning, deep learning, bibliometric analysis.

Introducción

La Inteligencia Artificial (IA) y el Aprendizaje Automático (AA) han emergido como tecnologías fundamentales en la transformación digital de la industria moderna, impulsando avances significativos en áreas como el diagnóstico de fallos, mantenimiento predictivo y control de calidad. No obstante, el crecimiento exponencial de modelos complejos, como las redes neuronales profundas, ha traído consigo un importante desafío: la falta de transparencia y comprensibilidad de estos sistemas, conocidos como modelos de "caja negra" (Cação et al., 2025).

Ante esta problemática, la Inteligencia Artificial Explicable (XAI, por sus siglas en inglés) ha surgido como una línea de investigación destinada a dotar a los modelos de IA de mecanismos interpretables que permitan a los usuarios finales comprender, confiar y colaborar con los sistemas inteligentes (Saeed & Omlin, 2023). La explicabilidad se ha convertido en un requisito esencial, no solo desde la perspectiva de la interacción hombre máquina, sino también desde un enfoque regulatorio, como lo demuestra el Reglamento General de Protección de Datos de la Unión Europea (GDPR), que exigen derechos a la explicación en contextos críticos.

El interés creciente por XAI se refleja en la diversidad de aplicaciones que ha encontrado en dominios industriales, desde la robótica colaborativa (Alt et al., 2024), la fabricación aditiva (Thawon et al., 2025), hasta sistemas de apoyo a la decisión médica e industrial (Famiglini et al., 2024). En estos entornos, la adopción de XAI no solo busca mejorar la interpretación de modelos, sino también incrementar la confianza de los usuarios, reducir la carga cognitiva y permitir una supervisión humana efectiva.

Particularmente en el contexto de la Industria 4.0 y 5.0, XAI se posiciona como un habilitador clave para una automatización inteligente, confiable y centrada en el ser humano (Nikiforidis et al., 2025). Esta visión ha motivado el desarrollo de interfaces de usuario explicativas

(XUIs) y metodologías de diseño centradas en el usuario para la integración práctica de XAI en sistemas de manufactura (Grandi et al., 2024), destacando la importancia de adaptar las explicaciones al nivel de experiencia del usuario y al dominio de aplicación.

A pesar del crecimiento notable en la literatura sobre XAI, los desafíos persisten. Entre ellos destacan la falta de estandarización en la evaluación de explicaciones, la dificultad para traducir explicaciones en acciones concretas, y la escasez de evidencia empírica robusta que respalde el diseño de soluciones explicables efectivas (Ali et al., 2023); (Famiglini et al., 2024). Además, muchas implementaciones industriales continúan dependiendo de métodos post-hoc como SHAP o Grad-CAM, cuya utilidad práctica varía según el contexto y el perfil del usuario final.

Este artículo presenta una revisión sistemática de los avances recientes en Inteligencia Artificial Explicable, abarcando múltiples dominios de aplicación, incluyendo la industria, la medicina, la ingeniería entre otras (Gipiškis et al., 2024). El análisis de estos documentos se llevará a cabo utilizando herramientas, que permitirá identificar tendencias, redes de colaboración y principales líneas de investigación en el campo de XAI, proporcionando así una visión integral y basada en datos sobre su evolución y perspectivas futuras.

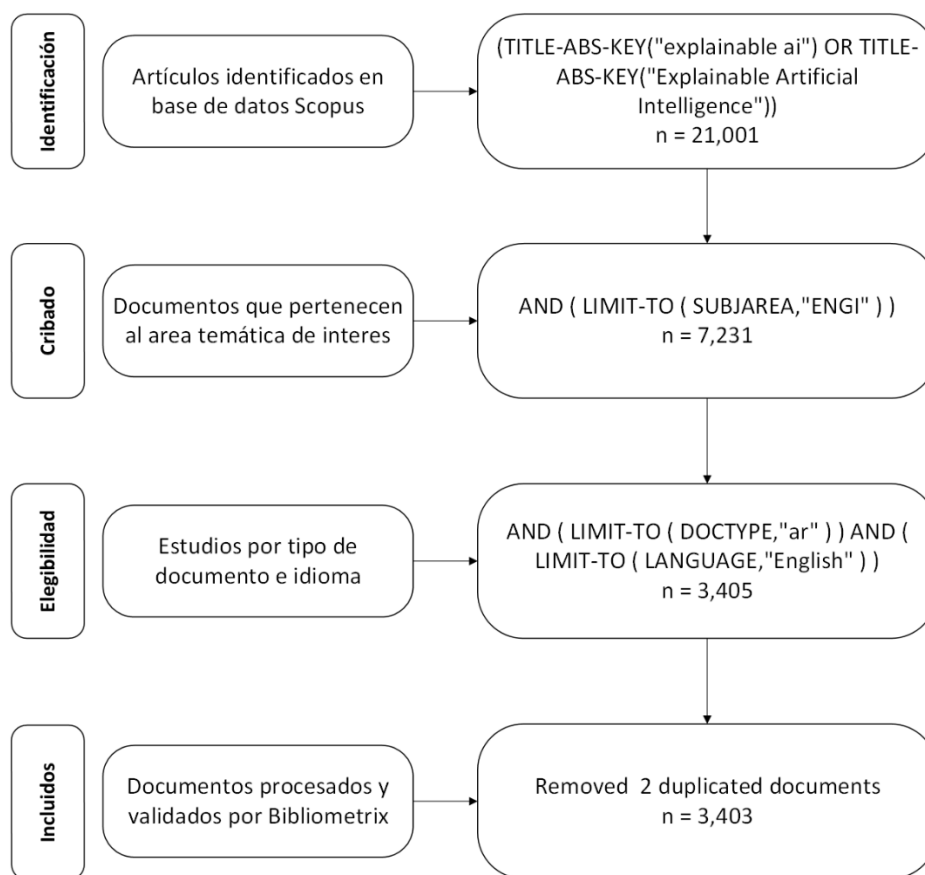
Métodos y Materiales

El presente estudio adopta un enfoque de revisión sistemática apoyado en técnicas de análisis bibliométrico, con el objetivo de examinar el desarrollo, las tendencias y las aplicaciones de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en la literatura científica. Para asegurar la cobertura de trabajos relevantes y de alta calidad, se eligió la base de datos Scopus como fuente primaria de información. Scopus es ampliamente reconocida por su rigor editorial, alcance interdisciplinario y capacidad para exportar metadatos completos, lo que la convierte en una opción idónea para este tipo de investigaciones bibliométricas (Baas et al., 2020).

El proceso de selección de los documentos siguió las directrices del protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), que permite estructurar de manera sistemática las etapas de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión de estudios. Este marco metodológico ha sido ampliamente utilizado en estudios recientes que combinan revisiones sistemáticas con análisis cuantitativos de literatura científica (Kügler et al., 2023).

Una vez obtenidos los registros desde Scopus, se utilizaron sus filtros para delimitar el corpus de análisis según criterios definidos previamente. Dado que se empleó una única fuente de datos, no fue necesario realizar una depuración de duplicados, y se garantizó la coherencia de los metadatos extraídos. Posteriormente, los registros fueron exportados y analizados mediante el paquete Bibliometrix, una herramienta desarrollada en R que permite realizar análisis bibliométricos avanzados. Bibliometrix facilita la exploración de indicadores clave como la evolución temporal de publicaciones, la productividad por países, autores o fuentes, el análisis y la estructuración temática mediante modelado de tópicos.

Este enfoque metodológico combinado proporciona una visión robusta y transparente del estado actual de la investigación sobre XAI, permitiendo identificar dinámicas emergentes, actores clave y vacíos de conocimiento en el campo.

Figura 1. Diagrama de flujo PRISMA.

A continuación, se describen los resultados del proceso de selección de documentos siguiendo la metodología PRISMA, cuyo diagrama de flujo se presenta en la Figura 1.

En la fase de Identificación, se recuperaron 21,001 documentos desde la base de datos Scopus utilizando los términos de búsqueda TITLE-ABS-KEY("explainable ai") OR TITLE-ABS-KEY("Explainable Artificial Intelligence"), esta estrategia combinatoria, mediante el uso del operador lógico OR, permitió incluir tanto artículos que utilizan el término "explainable ai" como aquellos que se refieren al término completo "Explainable Artificial Intelligence", ampliando así el espectro de resultados y reduciendo el sesgo por variaciones terminológicas.

Durante la etapa de Cribado, se aplicó un filtro temático para restringir los documentos al área de la ingeniería (SUBJAREA: "ENGI"), resultando en 7,231 documentos que se ajustaban

al campo de interés de este estudio. Esta etapa fue clave para delimitar la revisión a un dominio técnico específico, alineado con el objetivo de evaluar la aplicación práctica de la IA explicable en contextos ingenieriles e industriales.

En la fase de Elegibilidad, se refinaron aún más los resultados aplicando dos criterios adicionales: se seleccionaron únicamente los documentos de tipo artículo de investigación científica (DOCTYPE: "ar") y redactados en idioma inglés (LANGUAGE: "English"). Esto redujo el corpus a 3,405 documentos elegibles, garantizando la homogeneidad lingüística y la inclusión de trabajos con rigor académico formal.

Finalmente, en la fase de Inclusión, este conjunto fue procesado y analizado mediante el paquete Bibliometrix en R que eliminó 2 registros duplicados, quedando un conjunto final de 3,403 documentos., lo cual permitió desarrollar los análisis bibliométricos y temáticos presentados en esta revisión sistemática.

Finalmente, la utilización del enfoque PRISMA y la herramienta Bibliometrix se sustenta en su creciente aceptación en la literatura científica como métodos rigurosos y eficientes para el análisis sistemático de la producción académica. Tal como señalan (Mosha & Ngulube, 2023), la implementación de revisiones sistemáticas permite identificar, clasificar y sintetizar la información relevante de manera transparente y reproducible, favoreciendo la toma de decisiones informadas en torno al estado del conocimiento en un área determinada. De forma similar, (Peña-Cáceres et al., 2025) destacan que el uso de herramientas bibliométricas como Bibliometrix no solo proporciona indicadores cuantitativos robustos sobre las dinámicas de publicación, colaboración y citas, sino que también contribuye a una comprensión más profunda de los patrones temáticos y de evolución científica en un campo de estudio. La incorporación de ambas metodologías en el presente trabajo garantiza un análisis exhaustivo, trazable y alineado con los estándares de calidad metodológica aceptados internacionalmente.

Análisis de Resultados

Para llevar a cabo un análisis bibliométrico exhaustivo del campo de la Inteligencia Artificial Explicable, este estudio se estructura en fases que van de lo general a lo específico. Primero, se realiza un análisis para identificar a los actores clave, determinando los autores, instituciones, países y revistas más productivos e influyentes que definen el panorama actual. Segundo, se profundiza en la estructura intelectual del campo mediante el mapeo de las redes de coocurrencia de palabras clave y análisis temático, lo que permite visualizar los clústeres de investigación dominantes, emergentes y sus interconexiones. Finalmente, se examina la estructura social a través del análisis de las redes de colaboración, revelando cómo la cooperación entre investigadores e instituciones impulsa la generación de conocimiento y da forma a la dinámica de la comunidad científica en esta área. Este enfoque tridimensional nos permitirá obtener una comprensión integral y multifacética del estado de la investigación en este dominio tecnológico.

Medición de la Influencia y Productividad en el Campo

Producción científica en el tiempo

La figura 2 muestra la evolución del número de documentos publicados por año en el ámbito de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) desde 2018 hasta 2026. Se observa una tendencia de crecimiento sostenido desde 2018, cuando apenas se registraban 4 publicaciones, hasta alcanzar un notable incremento en 2025 con un pico de 1,365 documentos. Este crecimiento refleja el creciente interés académico y científico en el tema, con aumentos significativos en 2021 (167), 2022 (346) y 2023 (479). El año 2024 también destacó con 931 publicaciones, consolidando la madurez del campo. Esta evolución sugiere una expansión progresiva del interés en XAI, especialmente en los últimos tres años del período analizado.

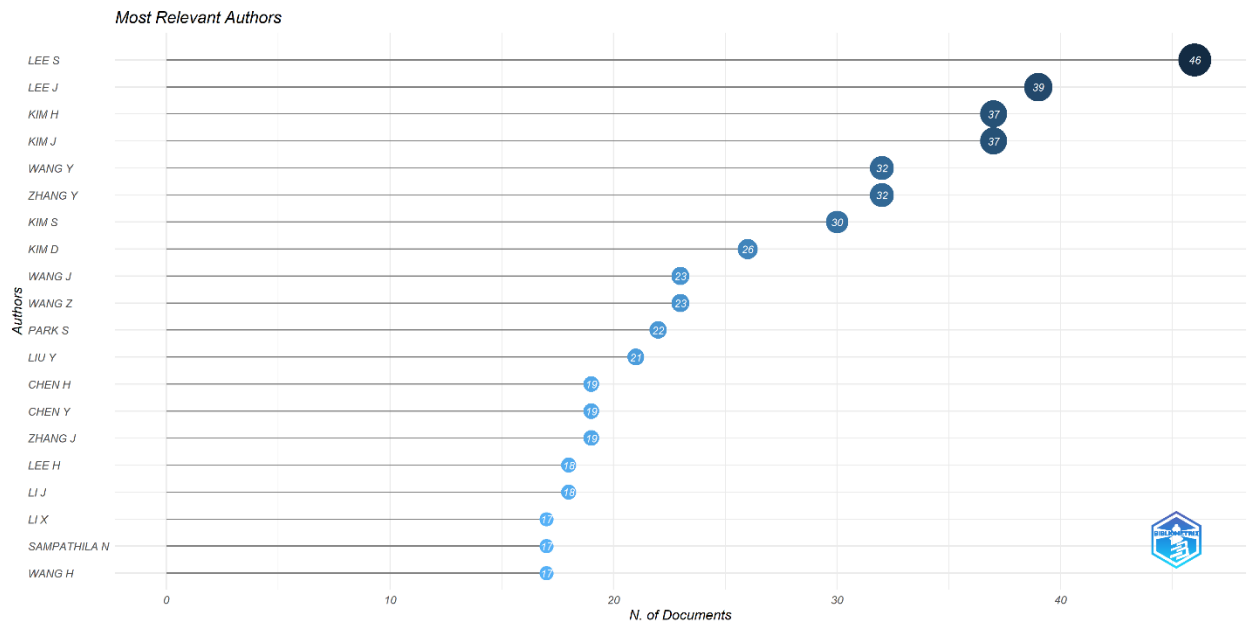
Figura 2. Producción científica a través del tiempo.



Autores más Productivos

La siguiente figura presenta a los autores más relevantes en el campo de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) dentro del ámbito de la ingeniería, con base en el número de publicaciones indexadas. Destaca en primer lugar el autor Lee S, con un total de 46 documentos, seguido por Lee J con 39, y Kim H y Kim J, ambos con 37 publicaciones. Otros autores como Wang Y, Zhang Y, Kim S, y Kim D también muestran una producción significativa, con valores que oscilan entre 26 y 32 publicaciones. La distribución revela un núcleo de autores altamente productivos, lo cual es indicativo de la consolidación de comunidades científicas especializadas en el desarrollo, evaluación y aplicación de XAI en contextos industriales y tecnológicos.

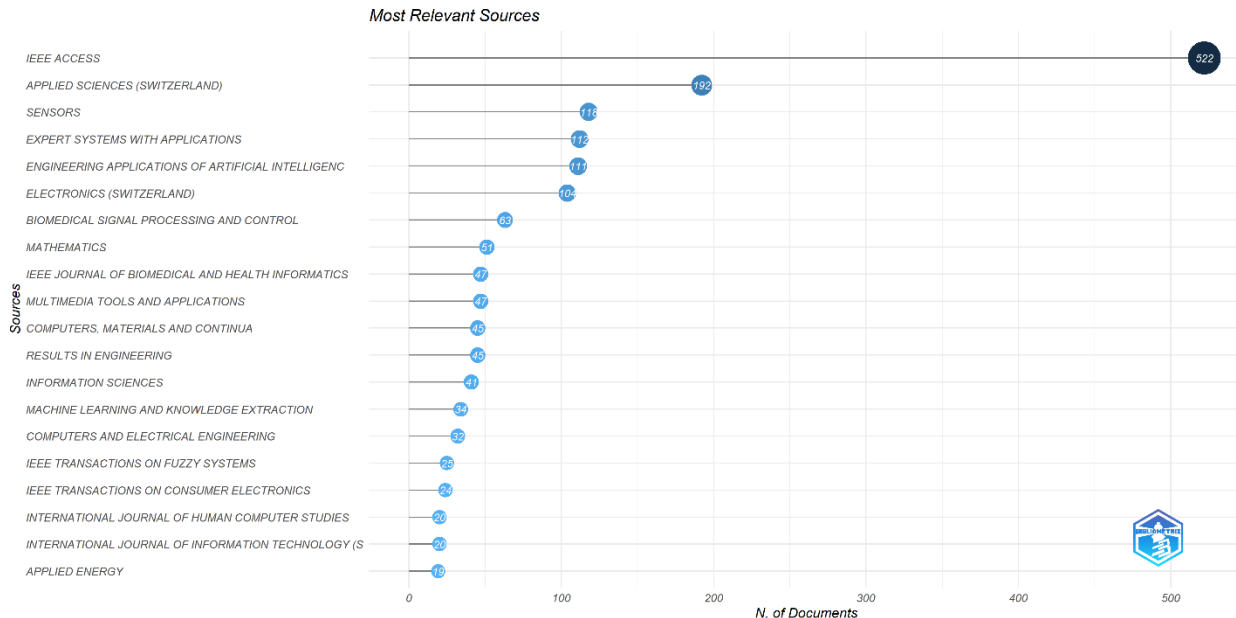
Figura 3. Autores más Productivos.



Fuentes más relevantes

El análisis muestra las revistas científicas más relevantes en la publicación de trabajos relacionados con la Inteligencia Artificial Explicable (XAI). La revista líder por amplio margen es IEEE Access, con un total de 522 artículos, lo que evidencia su papel destacado como plataforma de difusión en este campo. Le siguen Applied Sciences (Switzerland) con 192 publicaciones, y Sensors con 118. Revistas especializadas como Expert Systems with Applications, Engineering Applications of Artificial Intelligence y Electronics (Switzerland) también figuran entre las más activas, indicando el enfoque técnico e interdisciplinario de esta línea de investigación. Este patrón de distribución sugiere que el campo de la XAI ha captado el interés tanto de publicaciones generalistas de acceso abierto como de revistas técnicas enfocadas en aplicaciones específicas, lo cual impulsa su consolidación académica en múltiples dominios de la ingeniería y las ciencias aplicadas.

Figura 4. Revistas más relevantes.



Producción científica por país

Los datos sobre la producción científica y las visualizaciones anteriores permiten concluir que el liderazgo en la investigación sobre Inteligencia Artificial Explicable (XAI) se concentra en países asiáticos y norteamericanos, destacando India, China y Estados Unidos como los tres principales productores de conocimiento en este campo, con más de 800 publicaciones cada uno, consolidando el protagonismo regional en el desarrollo científico de la XAI. La prominencia de revistas como IEEE Access y Applied Sciences (Switzerland) también sugiere un entorno de publicación abierto y técnico, que facilita la difusión del conocimiento generado en estos países. En conjunto, estos hallazgos evidencian un ecosistema de investigación dinámico, impulsado principalmente por Asia, con una fuerte orientación hacia aplicaciones prácticas y colaboraciones institucionales intensas.

Tabla 1. *Producción científica por país.*

País	Producción Científica
India	1167
China	1079
Usa	866
South korea	720
Germany	406
Italy	399
Uk	382
Saudi arabia	371
Spain	317
Australia	268
Bangladesh	221
Turkey	208
Japan	193
Pakistan	168
Canada	160
France	147
Malaysia	122
Poland	120
Brazil	116
Greece	114

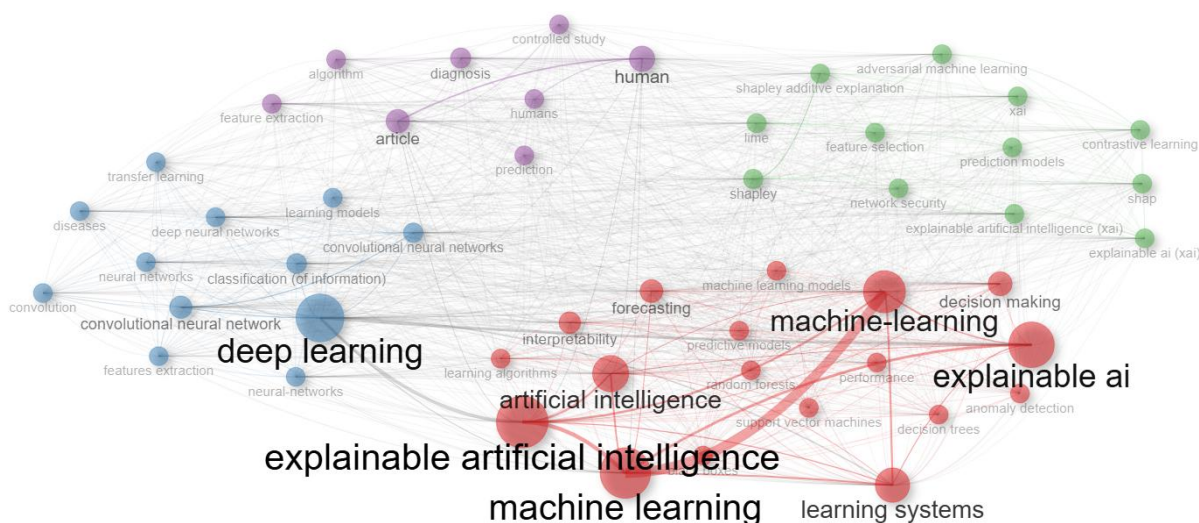
Núcleo Temático y Tendencias

Núcleos temáticos y relaciones conceptuales

El análisis de la Red de Coocurrencia revela que la investigación se articula principalmente alrededor de dos grandes áreas: el Aprendizaje Automático (Machine Learning) y el Aprendizaje Profundo (Deep Learning). Los términos "explainable artificial intelligence" (XAI) y "machine learning" son los nodos más centrales e influyentes (alto PageRank y Closeness).

Específicamente, XAI es el puente intelectual más crucial (mayor Betweenness), demostrando que la necesidad de transparencia e interpretabilidad es el factor clave que conecta y cohesiona las diferentes metodologías, desde los modelos predictivos generales hasta las complejas redes neuronales convolucionales. En resumen, el campo se define por la búsqueda de la explicabilidad en las técnicas avanzadas de IA.

Figura 5. *Keyword Co-occurrence Network.*

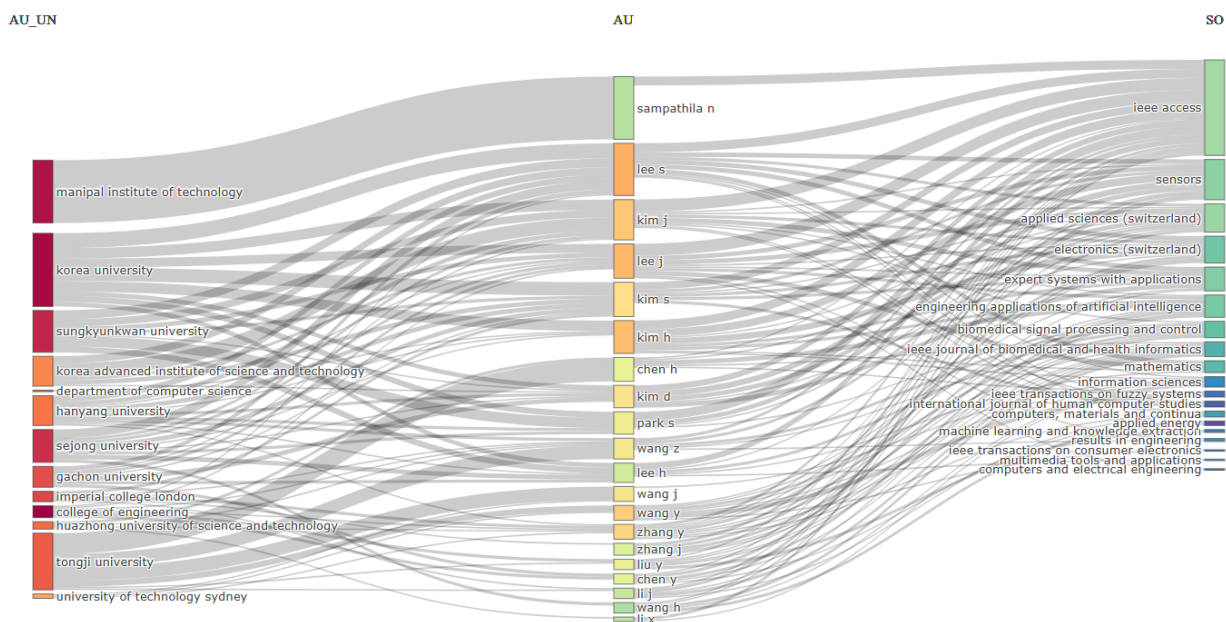


Análisis de Three-Field Plot

El gráfico de tres campos (Three-Field Plot) generado muestra la interrelación entre tres dimensiones clave del análisis bibliométrico: afiliaciones institucionales (AU_UN), autores (AU) y fuentes de publicación (SO). En el extremo izquierdo, se destacan instituciones como el Manipal Institute of Technology, Korea University y Sungkyunkwan University como las más productivas, reflejando una fuerte actividad investigadora en el área de la inteligencia artificial explicable. Estas universidades están estrechamente vinculadas a autores como Sampathila N, Lee S, Kim J y Kim H, quienes emergen como los más prolíficos dentro de esta red. En el extremo derecho, se observa que las publicaciones de estos autores se concentran en revistas de alto impacto

como IEEE Access, Sensors y Applied Sciences (Switzerland), lo cual sugiere que el trabajo realizado por estas instituciones y autores está siendo canalizado hacia plataformas con gran visibilidad académica. Esta visualización no solo evidencia la cooperación entre universidades, investigadores y revistas, sino que también permite identificar núcleos de producción científica consolidados dentro del campo.

Figura 6. *Three-Field Plot: afiliaciones institucionales (AU_UN), autores (AU) y fuentes de publicación (SO).*

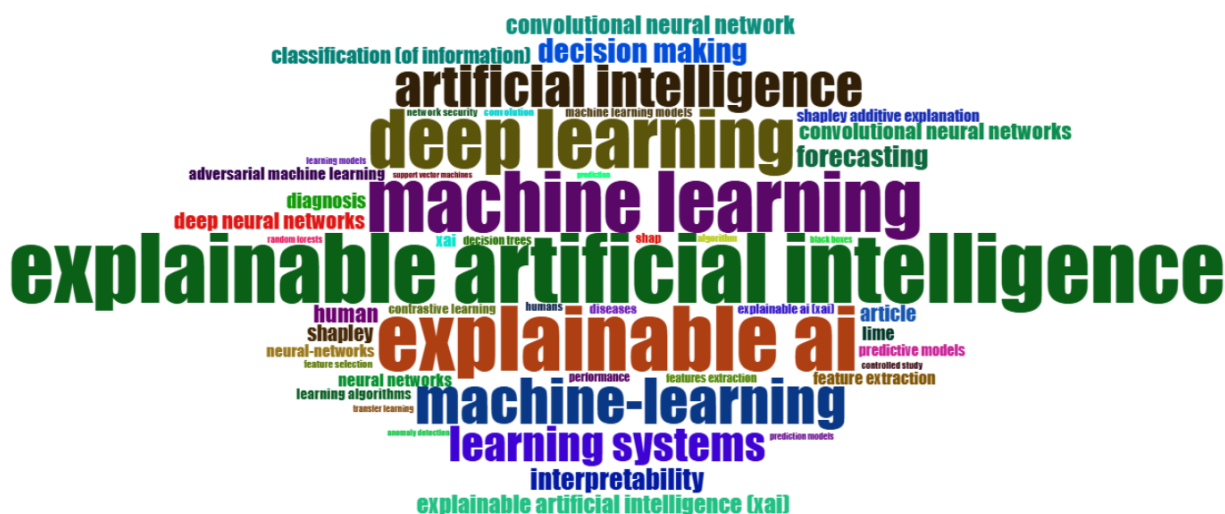


Términos más frecuentes

La nube de palabras generada a partir del análisis bibliométrico confirma la centralidad de conceptos clave en la investigación sobre Inteligencia Artificial Explicable (XAI). Los términos más prominentes, como explainable artificial intelligence, explainable AI, machine learning, deep learning y artificial intelligence, indican que los estudios se enfocan en lograr modelos de aprendizaje automatizado que no solo sean eficientes, sino también comprensibles. Palabras como decision making, interpretability, forecasting y diagnosis reflejan aplicaciones prácticas

donde la explicabilidad es esencial, especialmente en sectores como la medicina, la predicción y los sistemas de soporte a decisiones. Además, aparecen con frecuencia términos técnicos como convolutional neural networks, shapley, lime, feature extraction y black boxes, que representan herramientas y desafíos técnicos asociados a la interpretación de modelos complejos. En conjunto, esta visualización reafirma que la comunidad científica está centrando sus esfuerzos no solo en desarrollar inteligencia artificial avanzada, sino en asegurar que sus decisiones puedan ser entendidas y auditadas, fortaleciendo así la confianza y transparencia en sistemas automatizados.

Figura 7. Visualización de las palabras que aparecieron con mayor frecuencia.

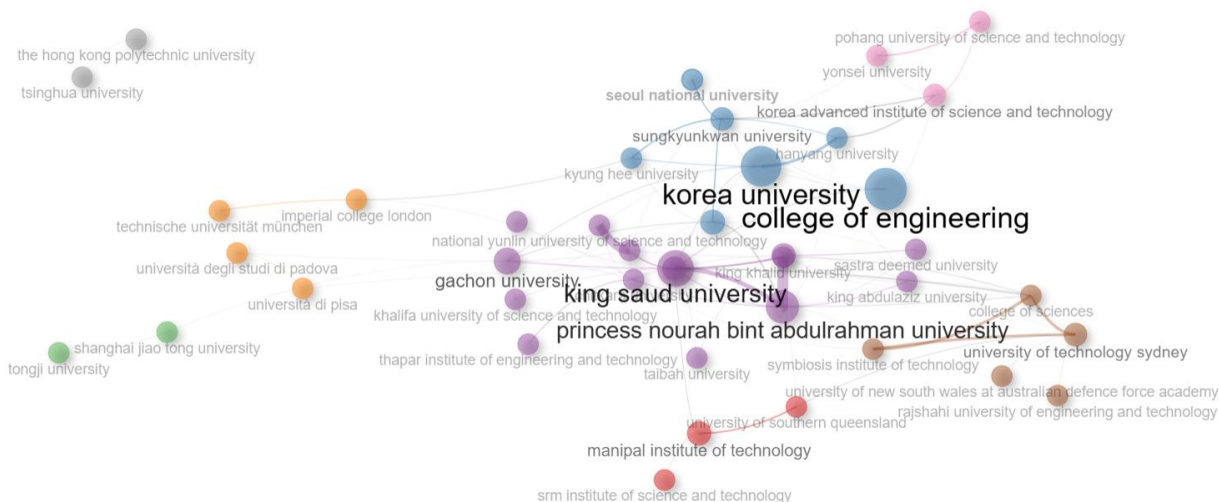


Análisis de Redes de Colaboración Científica

La red de colaboración entre instituciones muestra una clara concentración de alianzas científicas en torno a algunas universidades clave, destacándose visiblemente Korea University y el College of Engineering como nodos centrales de la colaboración internacional. Estas instituciones presentan una fuerte conectividad con otras entidades como Sungkyunkwan University, King Saud University, Princess Nourah Bint Abdulrahman University y Gachon

University, lo que indica su papel fundamental en la producción y diseminación del conocimiento sobre inteligencia artificial explicable. Asimismo, se pueden observar clústeres regionales bien definidos: por ejemplo, un grupo de instituciones surcoreanas conectadas entre sí, un bloque de universidades de Arabia Saudita y Asia Occidental, y otro con universidades europeas como Imperial College London y la Technische Universität München. También resalta la contribución de universidades indias como Manipal Institute of Technology, aunque con conexiones más aisladas. Esta estructura sugiere que la investigación en el área se desarrolla principalmente a través de redes regionales con algunos hubs internacionales que actúan como puentes entre distintas regiones geográficas. En conjunto, la visualización confirma la importancia de la cooperación interinstitucional para consolidar una base científica robusta y multidisciplinaria.

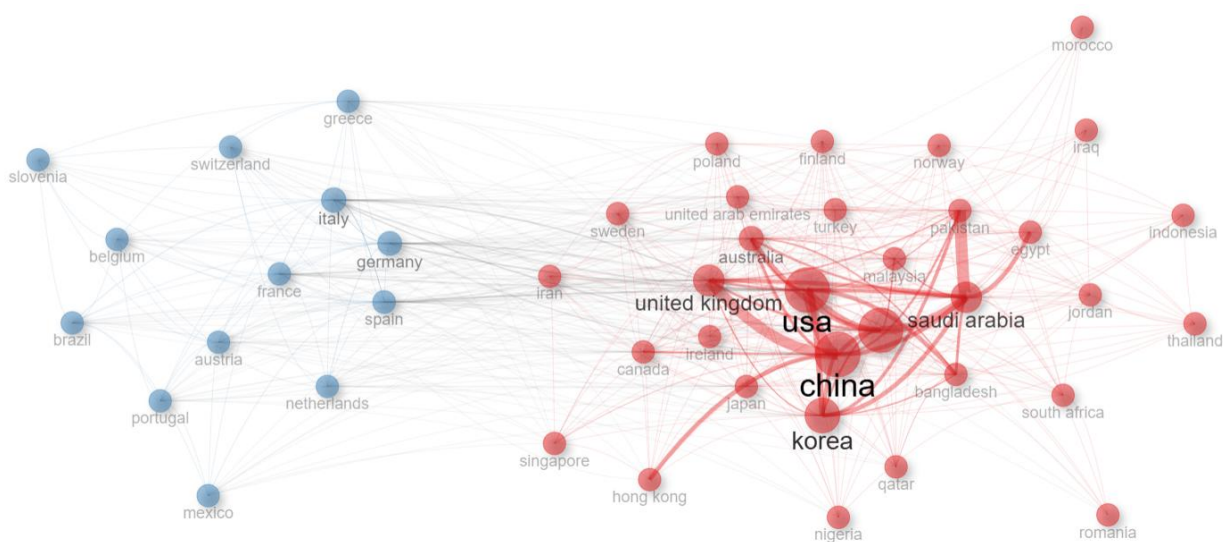
Figura 8. *Red de Colaboración entre Instituciones*



La red de colaboración entre países mostrada en la Figura 9 revela una estructura claramente polarizada en dos grandes comunidades: una dominada por países asiáticos y anglosajones (en rojo), y otra principalmente compuesta por países europeos (en azul). En el centro del núcleo colaborativo global se destacan Estados Unidos, China, Corea del Sur y Arabia Saudita, con vínculos densos y múltiples conexiones entre ellos, lo que indica su rol protagónico

en la investigación internacional. Esta agrupación también incluye a países como Reino Unido, India, Japón y Pakistán, que actúan como importantes puentes regionales. Por otro lado, países como Alemania, Italia, Francia, España y Países Bajos conforman un bloque europeo más autónomo, con menos interacciones con la red principal, pero colaboraciones internas sólidas. Este patrón sugiere que, aunque la producción científica en inteligencia artificial explicable es global, existe una mayor concentración de interacciones en Asia y América del Norte, reflejando liderazgos científicos y estratégicos que marcan el rumbo de la investigación en este campo.

Figura 9. Red de colaboración entre países.



Conclusiones

El análisis bibliométrico realizado ofrece una visión integral del panorama científico en torno a la inteligencia artificial explicable (XAI). Se observa una marcada concentración de la producción científica en países como India, China, Estados Unidos y Corea del Sur, los cuales no solo lideran en volumen de publicaciones, sino también en redes de colaboración internacional. Las instituciones como Korea University, Manipal Institute of Technology y el College of Engineering destacan como centros neurálgicos de generación de conocimiento. En

cuanto a fuentes de publicación, IEEE Access se establece como el principal canal de difusión, seguido por revistas de alto impacto como Sensors y Applied Sciences (Switzerland).

En consonancia con los hallazgos bibliométricos, que posicionan a la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) como un campo especializado y central, las tendencias actuales de investigación buscan desarrollar modelos intrínsecamente interpretables (como los árboles de decisión o modelos lineales avanzados) que no sacrifiquen demasiado el rendimiento predictivo. Por otro lado, la línea más prolífica se centra en crear técnicas de explicación post-hoc para los modelos de "caja negra" (black box) como el deep learning, que dominan el panorama. Como se señala en la literatura académica, metodologías como LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) y SHAP (SHapley Additive exPlanations) se han vuelto fundamentales para cuantificar la contribución de cada variable a una predicción específica, democratizando la comprensión de estos sistemas complejos. A futuro, la investigación evoluciona desde simplemente "explicar" las predicciones hacia garantizar que estas explicaciones sean útiles, justas y robustas, facilitando una colaboración más segura y ética entre humanos y máquinas. Estas líneas reflejan no solo una necesidad técnica, sino también ética y regulatoria, la confianza del usuario y la responsabilidad en el uso de IA dependen en gran medida de su capacidad para ser entendida y auditada. Así, XAI se posiciona como una disciplina transversal que busca equilibrar precisión, comprensión y responsabilidad en los sistemas de inteligencia artificial.

Finalmente, tanto las redes de colaboración entre instituciones como entre países evidencian una estructura jerárquica y cooperativa, donde regiones como Asia y Medio Oriente tienen una presencia cada vez más dominante, sin dejar de lado los aportes tradicionales de Europa y América del Norte. En conjunto, los datos reflejan un campo dinámico, en expansión y con un alto grado de interconectividad entre sus actores clave, consolidando a la inteligencia artificial explicable como una línea de investigación relevante en la actualidad.

Referencias bibliográficas

- Ali, S., Abuhmed, T., El-Sappagh, S., Muhammad, K., Alonso-Moral, J. M., Confalonieri, R., Guidotti, R., Del Ser, J., Díaz-Rodríguez, N., & Herrera, F. (2023). Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence. *Information Fusion*, 99. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805>
- Alt, B., Zahn, J., Kienle, C., Dvorak, J., May, M., Katic, D., Jäkel, R., Kopp, T., Beetz, M., & Lanza, G. (2024). Human-AI Interaction in Industrial Robotics: Design and Empirical Evaluation of a User Interface for Explainable AI-Based Robot Program Optimization. *Procedia CIRP*, 130, 591–596. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.134>
- Baas, J., Schotten, M., Plume, A., Côté, G., & Karimi, R. (2020). Scopus as a curated, high-quality bibliometric data source for academic research in quantitative science studies. *Quantitative Science Studies*, 1(1), 377–386. https://doi.org/10.1162/qss_a_00019
- Cação, J., Santos, J., & Antunes, M. (2025). Explainable AI for industrial fault diagnosis: A systematic review. In *Journal of Industrial Information Integration* (Vol. 47). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2025.100905>
- Famiglini, L., Campagner, A., Barandas, M., La Maida, G. A., Gallazzi, E., & Cabitza, F. (2024). Evidence-based XAI: An empirical approach to design more effective and explainable decision support systems. *Computers in Biology and Medicine*, 170. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2024.108042>
- Gipiškis, R., Tsai, C. W., & Kurasova, O. (2024). Explainable AI (XAI) in image segmentation in medicine, industry, and beyond: A survey. In *ICT Express* (Vol. 10, Issue 6, pp. 1331–1354). Korean Institute of Communications and Information Sciences. <https://doi.org/10.1016/j.icte.2024.09.008>
- Grandi, F., Zanatto, D., Capaccioli, A., Napoletano, L., Cavallaro, S., & Peruzzini, M. (2024). A methodology to guide companies in using Explainable AI-driven interfaces in manufacturing contexts. *Procedia Computer Science*, 232, 3112–3120. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.127>
- Kügler, P., Dworschak, F., Schleich, B., & Wartzack, S. (2023). The evolution of knowledge-based engineering from a design research perspective: Literature review 2012–2021. *Advanced Engineering Informatics*, 55, 101892. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101892>
- Mosha, N. F., & Ngulube, P. (2023). Metadata Standard for Continuous Preservation, Discovery, and Reuse of Research Data in Repositories by Higher Education Institutions: A
-

- Systematic Review. In *Information (Switzerland)* (Vol. 14, Issue 8). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/info14080427>
- Nikiforidis, K., Kyrtoglou, A., Vafeiadis, T., Kotsiopoulos, T., Nizamis, A., Ioannidis, D., Votis, K., Tzovaras, D., & Sarigiannidis, P. (2025). Enhancing transparency and trust in AI-powered manufacturing: A survey of explainable AI (XAI) applications in smart manufacturing in the era of industry 4.0/5.0. In *ICT Express* (Vol. 11, Issue 1, pp. 135–148). Korean Institute of Communications and Information Sciences. <https://doi.org/10.1016/j.icte.2024.12.001>
- Peña-Cáceres, O., Garay-Silupu, E., Aguilar-Chuquizuta, D., & Silva-Marchan, H. (2025). Research Trends and Networks in Self-Explaining Autonomous Systems: A Bibliometric Study. In *Computers, Materials and Continua* (Vol. 84, Issue 2, pp. 2151–2188). Tech Science Press. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.065149>
- Saeed, W., & Omlin, C. (2023). Explainable AI (XAI): A systematic meta-survey of current challenges and future opportunities. *Knowledge-Based Systems*, 263. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110273>
- Thawon, I., Suttakul, P., Wanison, R., Mona, Y., Tippayawong, K. Y., & Tippayawong, N. (2025). Integrating explainable artificial intelligence in machine learning models to enhance the interpretation of elastic behaviors in three-dimensional-printed triangular lattice plates. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 144. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110148>.
-