



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

La Inteligencia Artificial en el estudio del emprendimiento e innovación en startups: evolución y tendencias en la investigación científica

Autor: Ángel Caballero García
Director: Víctor Pérez Segura
TFG Business Analytics

MADRID | Febrero 2026

Tabla de contenido

1.	Introducción.....	4
1.1.	Contexto y relevancia del tema	4
1.2.	Justificación del trabajo	5
1.3.	Objetivos del TFG	5
2.	Marco teórico.....	7
2.1.	La Inteligencia Artificial como tecnología general y catalizador de innovación ...	7
2.2.	Venture Capital y startups de IA en el mundo	8
2.3.	El ecosistema emprendedor de Inteligencia Artificial en España.....	11
2.4.	Estudios previos sobre IA, innovación y emprendimiento.....	13
3.	Metodología.....	17
3.1.	Enfoque general y diseño del estudio	17
3.2.	Fuentes de información y bases de datos utilizadas	17
3.3.	Estrategia de búsqueda y criterios de inclusión/exclusión (PRISMA).....	18
3.4.	Limpieza y depuración de datos	19
3.5.	Técnicas de análisis bibliométrico.....	20
3.5.1.	Metodología de la evolución temporal de las publicaciones	21
3.5.2.	Metodología de revistas más relevantes por número de artículos	21
3.5.3.	Metodología de autores más prolíficos.....	22
3.5.4.	Metodología de instituciones y centros de investigación más activos	22
3.5.5.	Metodología de distribución geográfica de la producción científica	23
3.5.6.	Metodología de citas e impacto académico	23
3.6.	Técnicas de análisis temático	24
3.6.1.	Metodología de palabras clave	24
3.6.2.	Metodología de coocurrencia de palabras clave.....	25
3.6.3.	Metodología de Topic Modeling (LDA).....	26
3.6.4.	Metodología de evolución temporal de temas identificados	27
3.7.	Limitaciones metodológicas	27
4.	Resultados del análisis bibliométrico	29
4.1.	Evolución temporal de las publicaciones	29
4.2.	Revistas más relevantes por número de artículos.....	30

4.3.	Autores más influyentes en la producción científica.....	31
4.4.	Instituciones y centros de investigación más activos	32
4.5.	Distribución geográfica de la producción científica.....	33
4.6.	Autores más influyentes según impacto de citasiones	34
5.	Resultados del análisis temático	36
5.1.	Frecuencia de palabras clave	36
5.2.	Coocurrencia de palabras clave y agrupación por comunidades temáticas.....	37
5.3.	Topic Modeling (LDA).....	39
5.4.	Evolución temporal de los temas identificados mediante Topic Modeling.....	41
5.5.	Integración entre comunidades temáticas y tópicos del topic modeling	42
6.	Discusión	45
6.1.	Lectura global del campo: madurez, aceleración y consolidación	45
6.2.	Estructura intelectual y geográfica del campo de investigación.....	45
6.3.	Qué conceptos dominan: <i>Digital transformation</i> como eje vertebrador	46
6.4.	Evolución de los temas en el contexto económico-tecnológico actual	47
6.5.	Conexión con estudios previos: aportación del presente estudio	49
6.6.	Implicaciones académicas y prácticas	49
7.	Conclusiones.....	51
7.1.	Principales hallazgos	51
7.2.	Limitaciones del estudio.....	51
7.3.	Propuestas para futuras líneas de investigación	52
8.	Bibliografía.....	54
9.	Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa.....	58

1. Introducción

1.1. Contexto y relevancia del tema

En la última década, la Inteligencia Artificial (IA) ha dejado de ser una tecnología experimental para convertirse en un motor esencial de transformación económica y social. Según datos recientes, más del 78 % de las organizaciones de Estados Unidos ya utilizan herramientas de IA en 2024, frente a menos de la mitad apenas unos años atrás, lo que evidencia una adopción empresarial acelerada y generalizada (Maslej, Fattorini, & Perrault, 2025).

El impacto económico de la IA también es transformacional y creciente. Se estima que la adopción de tecnologías de IA podría impulsar el PIB mundial hasta un 15 % adicional en la próxima década, un efecto comparable a las grandes transformaciones económicas de la historia reciente (PwC, 2025). Este potencial disruptivo se refleja de forma explícita en el ecosistema de startups, donde las empresas intensivas en IA han captado cantidades récord de inversión de capital riesgo: en 2025 las startups de IA han atraído más de 90 000 millones de dólares en financiación global, representando el 34 % de la inversión de capital riesgo mundial y consolidando a la IA como uno de los sectores más atractivos para inversores y emprendedores (Li M. , 2025).

Este fenómeno no solo tiene un impacto cuantitativo, sino cualitativo. El panorama emprendedor contemporáneo y en particular el de las startups tecnológicas ha integrado la IA como un componente clave en la creación de valor, permitiendo optimizar procesos internos, personalizar productos a gran escala, automatizar funciones complejas y crear ventajas competitivas sostenibles. Esta tendencia se observa tanto en empresas que nacen con la IA en su ADN como en organizaciones tradicionales que la incorporan como herramienta estratégica para innovar.

En paralelo, la comunidad científica ha mostrado un interés creciente por estudiar cómo la IA está redefiniendo los procesos de innovación, las estrategias empresariales y las dinámicas del emprendimiento tecnológico. En este sentido, autores como Obschonka et al. (2024) señalan que el emprendimiento ha entrado en una nueva era moldeada por la inteligencia artificial, que demanda avances académicos acelerados para mantenerse al día con esta tecnología transformadora, destacando precisamente la transformación conceptual del campo y la necesidad de más producción científica enfocada en la intersección entre IA y emprendimiento.

Por ello, el presente Trabajo de Fin de Grado se enmarca en la línea de los estudios bibliométricos, cuyo objetivo es examinar de manera sistemática la evolución y las tendencias de la literatura científica sobre un tema de interés. En este caso, se analizará la intersección entre Inteligencia Artificial, innovación y emprendimiento, con especial atención al fenómeno de las startups.

1.2. Justificación del trabajo

Desde mi niñez he tenido un interés orientado hacia el emprendimiento y la innovación, entendidos como motores del progreso social y económico. En este contexto, he sido testigo directo del papel determinante que la Inteligencia Artificial está adquiriendo en los nuevos modelos de negocio. En la búsqueda de mis prácticas curriculares he constatado que muchas de las startups más prometedoras construyen su ventaja competitiva precisamente sobre esta tecnología.

Estas observaciones personales, unidas al creciente interés académico por comprender la relación entre IA y emprendimiento, motivan la elección de este tema. El análisis bibliométrico permite estudiar de forma objetiva y cuantitativa cómo la comunidad científica aborda esta relación, qué enfoques predominan, qué autores e instituciones lideran el debate y qué tendencias emergen en la literatura.

1.3. Objetivos del TFG

En un contexto marcado por la rápida expansión de la Inteligencia Artificial y su creciente influencia en los procesos de innovación y emprendimiento, resulta necesario disponer de una visión sistemática que permita comprender cómo ha evolucionado el conocimiento científico en este ámbito. De acuerdo con esta necesidad, el presente Trabajo de Fin de Grado tiene como objetivo general analizar la evolución y las principales tendencias de la investigación científica sobre la aplicación de la Inteligencia Artificial en el estudio del emprendimiento y la innovación en startups. Para ello, se emplean técnicas de análisis bibliométrico y minería de textos que permiten identificar los actores más relevantes, las líneas temáticas predominantes y las dinámicas de desarrollo del campo.

A partir de este objetivo general, se plantean los siguientes objetivos específicos, orientados a descomponer y profundizar en las distintas dimensiones del fenómeno analizado:

En primer lugar, examinar la evolución temporal de la producción científica, con el fin de identificar los periodos de mayor crecimiento, consolidación o cambio en la investigación sobre IA aplicada al emprendimiento y la innovación en startups, atendiendo a su desarrollo a lo largo del tiempo.

En segundo lugar, identificar las revistas, autores e instituciones más influyentes en este ámbito de estudio, analizando su contribución a la generación y difusión del conocimiento.

En tercer lugar, explorar los conceptos clave en torno a los cuales se articula la literatura académica sobre IA, emprendimiento e innovación en startups a partir del análisis de palabras clave y su frecuencia de aparición.

En cuarto lugar, analizar las relaciones existentes entre los principales conceptos, con el objetivo de visualizar las conexiones temáticas que estructuran el campo de investigación y

comprender cómo se organizan los distintos enfoques teóricos y empíricos mediante análisis de coocurrencia.

En quinto lugar, identificar los grandes ejes temáticos en torno a los cuales se desarrolla el conocimiento, así como su evolución a lo largo del tiempo, aplicando técnicas de análisis temático (topic modeling) que permitan detectar patrones, áreas consolidadas y líneas emergentes de investigación.

Finalmente, interpretar de forma crítica los resultados obtenidos, destacando las tendencias emergentes, los principales vacíos de investigación existentes y las implicaciones que el uso de la Inteligencia Artificial puede tener para el desarrollo, la innovación y la competitividad de las startups.

2. Marco teórico

2.1. La Inteligencia Artificial como tecnología general y catalizador de innovación

La Inteligencia Artificial se ha consolidado como una tecnología con capacidad para transformar sectores completos, reconfigurar procesos y redefinir los modelos de negocio contemporáneos. Su influencia se extiende más allá de la automatización de tareas: introduce nuevas formas de crear, analizar y distribuir información, lo que la sitúa en el centro de las dinámicas actuales de innovación. El World Economic Forum subraya que la IA se ha convertido en uno de los principales motores de transformación empresarial, al permitir la creación de nuevos modelos de negocio basados en datos, personalización a gran escala y toma de decisiones en tiempo real (Leopold, y otros, 2025).

Según el informe global de McKinsey & Company (2025), un 88 % de las organizaciones utiliza ya la IA en al menos una función de negocio, confirmando su madurez como herramienta transversal y su integración en áreas tan diversas como marketing, operaciones, finanzas, recursos humanos o desarrollo de producto. Además de este carácter transversal en funciones, la IA también es reconocida por su impacto en diferentes sectores. La OECD (2024) señala que la IA está siendo incorporada de forma creciente en sectores clave como manufactura, salud, finanzas y servicios públicos, actuando como una tecnología habilitadora que complementa y amplifica otras innovaciones digitales

A pesar de esta adopción amplia, la mayoría de las empresas continúa en fases preliminares de implantación. Se identifica que solo alrededor de un tercio de las organizaciones ha logrado escalar sus iniciativas de IA más allá de pilotos o casos de uso aislados, lo que revela un desfase significativo entre el interés estratégico y la capacidad real de captura de valor (McKinsey & Company, 2025). Esta brecha se acentúa cuando se analizan los resultados económicos: únicamente el 39 % de las compañías declara haber obtenido algún impacto positivo en su EBIT atribuible a la IA, mientras que las mejoras más extendidas se observan en ámbitos cualitativos como la diferenciación competitiva, la innovación de producto y la experiencia del cliente. La IA, por tanto, impulsa transformaciones relevantes, pero su potencial todavía no se ha materializado plenamente en rendimientos financieros generalizados.

El análisis de McKinsey identifica además un grupo reducido de organizaciones denominadas *high performers*, aproximadamente un 6 % del total. Estas empresas asumen que la IA no es una herramienta aislada, sino un componente estructural de su estrategia de crecimiento. Su comportamiento anticipa una dinámica de mercado en la que la ventaja competitiva dependerá cada vez más de la capacidad de integrar la IA de manera profunda en los procesos internos y en la generación de nuevos productos y servicios. La existencia de este grupo minoritario refuerza la idea de que la madurez en IA no se distribuye de forma homogénea y que el mercado se encuentra en una fase de transición hacia modelos más intensivos en datos y automatización avanzada. Este carácter general y transversal de la IA

también se aprecia en su impacto sobre el trabajo y las tareas ya que el FMI estima que casi el 40 % del empleo mundial está expuesto a la IA (con efectos tanto de sustitución como de complementariedad), lo que sugiere una capacidad de transformación amplia, más allá de sectores puntuales (Georgieva, 2024).

Este desequilibrio entre adopción declarada y valor realmente capturado abre un espacio significativo para la actividad emprendedora. Si bien las grandes corporaciones reconocen la importancia estratégica de la IA, muchas carecen de la agilidad, la cultura de experimentación o las capacidades técnicas para desarrollar soluciones avanzadas de forma interna. Esta brecha entre potencial tecnológico y capacidad organizativa genera oportunidades para nuevos emprendimientos, especialmente en contextos de tecnologías emergentes (Cockburn, Henderson, & Stern, 2018). Este contexto crea un terreno fértil para que nuevas empresas diseñen productos, servicios y modelos orientados a resolver problemas concretos que las compañías tradicionales no están abordando con éxito. Es aquí donde las startups, libres de estructuras rígidas y con ciclos de innovación más rápidos, pueden posicionarse como actores clave en la difusión y aplicación eficaz de la tecnología.

2.2. Venture Capital y startups de IA en el mundo

La evolución reciente del venture capital confirma que el emprendimiento tecnológico está atravesando una fase de concentración sin precedentes, marcada por la recuperación del volumen de inversión y por un desplazamiento estructural del capital hacia la inteligencia artificial.

Según el informe *Venture Trends Q3 2025* de CB Insights, se puede observar en la Figura 1 que la financiación global de venture capital superó los 95.600 millones de dólares en el tercer trimestre de 2025, marcando el cuarto trimestre consecutivo por encima de los 90.000 millones. Este crecimiento contrasta con la reducción del número de operaciones, que cayó a mínimos no vistos desde 2016. El mercado se está desplazando hacia una lógica en la que se firman menos acuerdos, pero de tamaño mucho mayor, una señal de mayor concentración del capital en compañías que presentan una propuesta tecnológica más sólida. (CB Insights, 2025).

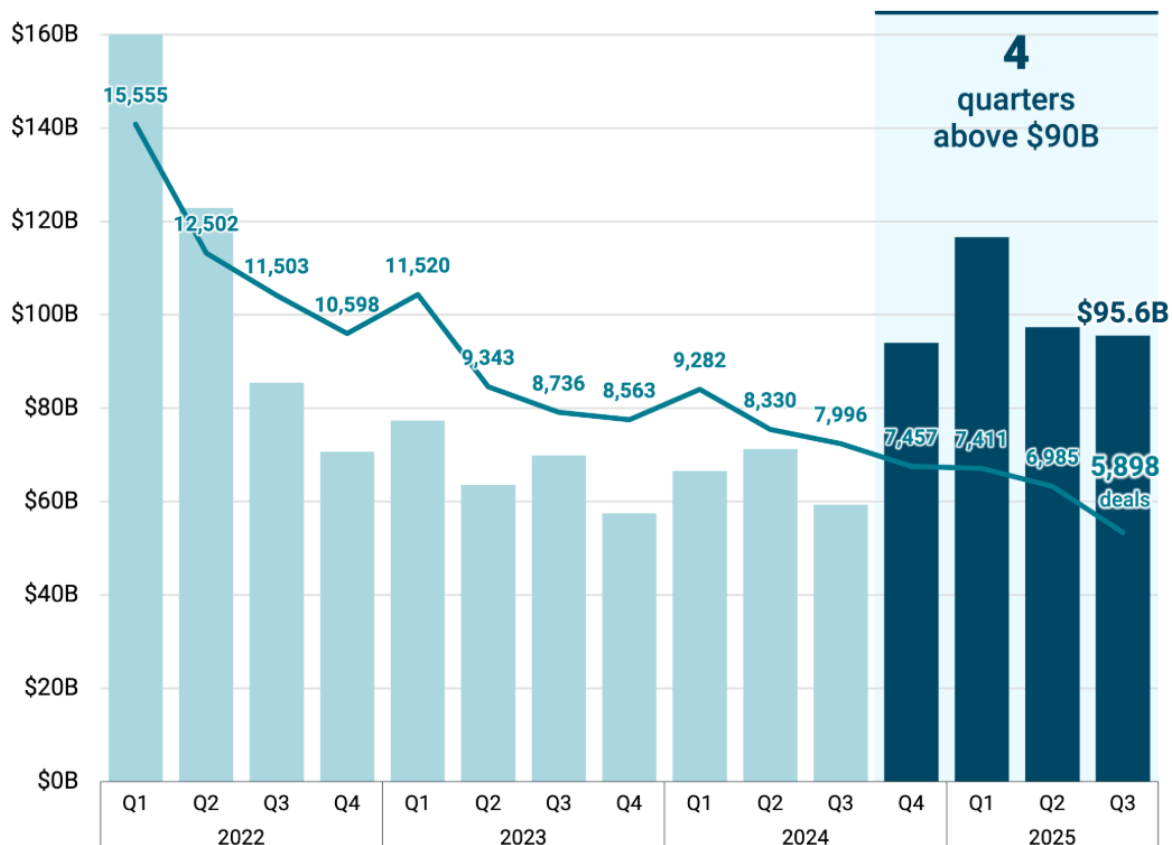


Figura 1: Inversión en startups a nivel mundial (Q1 2022- Q3 2025)

Fuente: Venture Trends Q3 2025 de CB Insights.

Nota: El gráfico mantiene la notación numérica original en inglés; los valores deben interpretarse conforme al sistema anglosajón de separación decimal y de miles, y billion corresponde a mil millones.

Dentro de esta recuperación, la inteligencia artificial ha adquirido un protagonismo sin precedentes. La Figura 2 nos muestra que las startups de IA captaron el 51 % de toda la financiación global de venture capital en un trimestre, además del 22 % de las operaciones. Este dato marca un punto de inflexión: la IA es ya la categoría tecnológica que más capital absorbe en el mercado privado. La concentración geográfica también es destacable. Esta concentración es aún más intensa en Estados Unidos, donde se atrajo el 85 % de la financiación global destinada a IA y protagonizó cuatro de las siete mayores rondas del trimestre. Este desplazamiento del capital hacia la IA refleja dos dinámicas complementarias: por un lado, la percepción de que la IA generará retornos desproporcionadamente altos respecto a otros verticales tecnológicos; por otro el epicentro de la innovación en IA sigue situado en el ecosistema estadounidense, capaz de absorber grandes volúmenes de capital y desplegar infraestructuras tecnológicas de gran escala.

AI startups' annual share of global equity funding and US funding

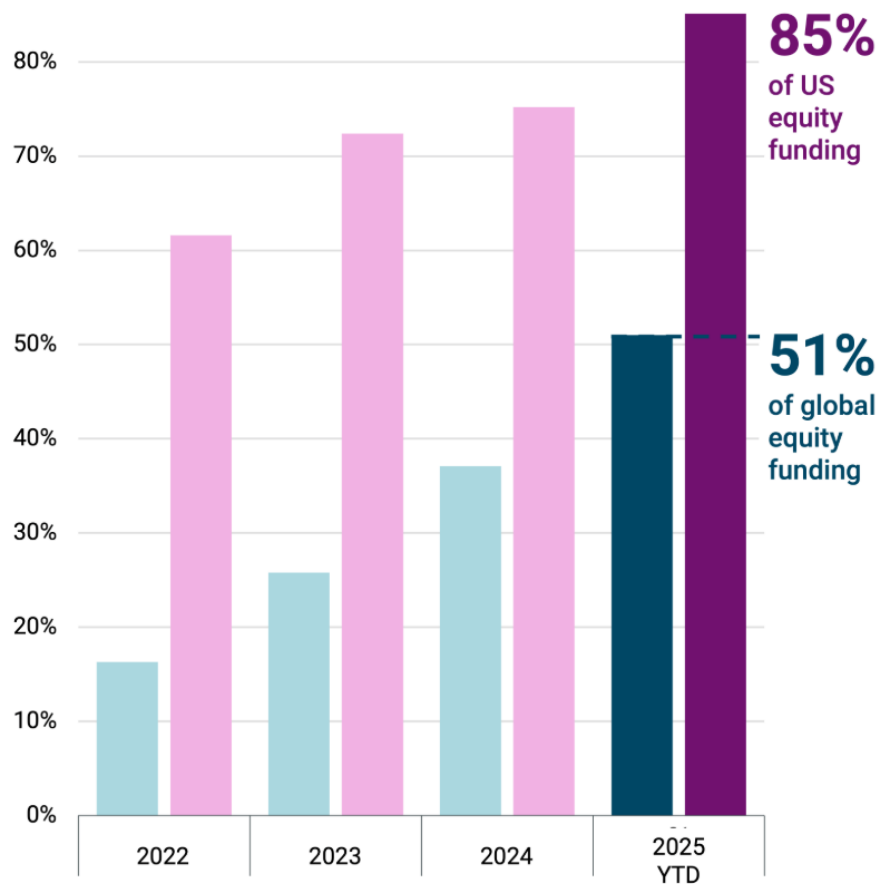


Figura 2: Porcentaje de la inversión hecha en IA en el mundo y EEUU

Fuente: Venture Trends Q3 2025 de CB Insights.

La importancia de la IA en el emprendimiento no depende únicamente del volumen de financiación captado, sino también del modo en que las propias startups utilizan esta tecnología. Andreessen Horowitz, uno de los fondos de venture capital más influyentes a nivel mundial, analiza el gasto real en herramientas de IA de más de 200.000 startups y revela que alrededor del 60 % de ese gasto se destina a aplicaciones horizontales y el 40 % a aplicaciones verticales (Andreessen Horowitz, 2025). Las primeras son herramientas de uso general que mejoran la productividad de cualquier equipo y pueden adoptarse en cualquier organización. Las segundas responden a problemas mucho más concretos, ofreciendo soluciones especializadas para funciones específicas o casos de uso concretos en sectores determinados.

Esta división horizontal-vertical ayuda a entender por qué la IA está generando un abanico tan amplio de oportunidades emprendedoras. Las aplicaciones horizontales tienden a concentrarse en unos pocos actores globales capaces de competir en escala, mientras que las verticales abren espacio para startups que resuelven necesidades específicas de industrias,

roles o mercados concretos. En la práctica, esto configura una matriz de oportunidades muy extensa: por un lado, grandes plataformas transversales con millones de usuarios; por otro, las verticales abren la puerta a cientos de casuísticas distintas donde cada sector, cada función y cada mercado geográfico requiere soluciones adaptadas a su nicho. Esta estructura explica que el emprendimiento en IA no sea un fenómeno homogéneo, sino un ecosistema donde conviven compañías de escala global con una multitud de propuestas especializadas que responden a problemas distintos con aproximaciones tecnológicas diferentes.

En conjunto, el auge del emprendimiento en IA no es únicamente un fenómeno de desarrollo económico, sino también de demanda interna: las startups producen IA y también son *early adopters* en consumir IA masivamente, lo que acelera la difusión tecnológica y refuerza el papel del emprendimiento como motor de la economía en la era de la inteligencia artificial.

2.3. El ecosistema emprendedor de Inteligencia Artificial en España

El ecosistema español de emprendimiento ha experimentado una transformación significativa en los últimos años, marcada por un aumento de la inversión, una mayor madurez de los proyectos y una adopción creciente de tecnologías avanzadas. Dentro de este proceso, la inteligencia artificial se ha consolidado como una de las áreas más dinámicas y estratégicas. España se encuentra en una fase de aceleración clara, caracterizada por la aparición de startups competitivas, la expansión del capital riesgo y el avance de tecnologías que permiten desarrollar soluciones de alto valor añadido.

Los datos del Mapa del Emprendimiento 2025 muestran que la IA es la tecnología más utilizada por las startups españolas, presente en el 51 % de los proyectos analizados. Esta cifra sitúa a España en línea con Europa (53 %), por encima de regiones como África (36 %) o Latinoamérica (42 %) y por debajo de EEUU y Canadá (65 %) (South Summit, 2025).

VC investment in Spanish startups in 2024/2025 YTD, by top segments

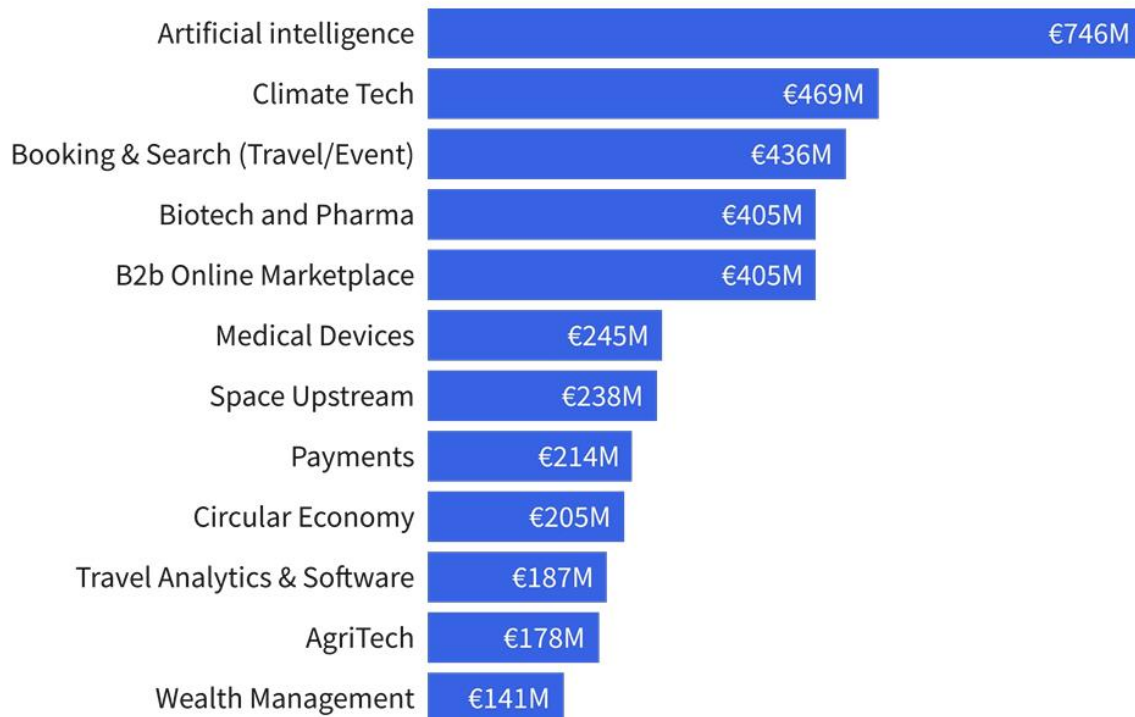


Figura 3: Inversión en startups españolas por segmento 24-25

Fuente: The Spanish Tech ecosystem Report 2025 de Dealroom.

En paralelo, los datos de inversión dibujan una fotografía similar en cuanto a la relevancia de la IA en el tejido emprendedor español. En el periodo 2024 - 2025, la inteligencia artificial fue el segmento que más financiación atrajo en España como se puede observar en la Figura 3, alcanzando 746 millones de euros, por encima de áreas como *climate tech* o *biotech & pharma*, que probablemente también utilicen IA para su modelo de negocio (Dealroom, 2025). Esta posición no es circunstancial: España cuenta ya con más de 250 startups de IA, muchas de ellas orientadas a sectores de alto impacto como salud, ciencias de la vida, educación y *enterprise software*. Esta diversidad de soluciones confirma que la IA se está extendiendo por múltiples verticales y que el ecosistema español combina proyectos con ambición global y startups altamente especializadas.

La evolución del ecosistema no se explica solo por el volumen invertido, sino también por su progresión desde 2020. Según Dealroom, España es uno de los países europeos cuyo ecosistema ha crecido más rápido en términos de *enterprise value*, multiplicándose por 2,1 entre 2020 y 2025, por encima del promedio europeo (1,6x). Dentro del continente, España ocupa posiciones destacadas: 5.º país de Europa en inversión en IA desde 2020, con 2.000 millones de euros acumulados, y 4.º por número de rondas en 2024–2025 YTD, superado únicamente por Reino Unido, Alemania y Francia. Estos datos ilustran que España ha dejado

de ser un ecosistema periférico para situarse entre los *hubs* tecnológicos europeos con mayor dinamismo y capacidad de atracción de capital.

Además, el tipo de producto predominante en las startups españolas refuerza el papel central de la IA. El 74 % de los proyectos se basan en software o en soluciones híbridas que combinan software con servicios, un patrón coherente con la naturaleza de las tecnologías habilitadoras y con el tipo de innovación que requiere menos infraestructura física y permite escalar con mayor rapidez. Este foco en el software facilita la integración de modelos de IA en múltiples propuestas de valor y acelera la transformación digital del ecosistema.

A pesar del dinamismo del emprendimiento tecnológico, la realidad de las pymes españolas introduce un elemento de contraste significativo. Las pymes representan aproximadamente el 99,8% del tejido empresarial y generan más del 60 % del empleo en España. Sin embargo, solo el 3 % utiliza inteligencia artificial en sus procesos (Indesia, 2025). Cuando existe adopción, esta se concentra en tareas de administración y gestión empresarial, investigación y desarrollo y marketing y ventas, reflejando un uso todavía limitado y centrado en funciones relativamente estandarizadas. Además, la brecha digital sigue siendo notable: únicamente el 20 % emplea servicios en la nube frente al 75 % de las grandes empresas. A ello se suma la escasez de talento especializado, con cerca del 50 % de las vacantes en IA y Data sin cubrir, con las pymes compitiendo por perfiles que suelen optar por startups de rápido crecimiento o compañías internacionales. Esta combinación de factores limita la capacidad del tejido productivo mayoritario para incorporar tecnologías avanzadas y contrasta con la pujanza del ecosistema startup.

La conjunción de alta adopción de IA en startups, crecimiento del valor del ecosistema y expansión de la inversión sitúa a España en una posición atractiva dentro del panorama europeo. El país ha creado un entorno donde la IA no solo se incorpora como tecnología, sino como capacidad central para diferenciar productos, mejorar procesos y competir en mercados globales. Sin embargo, la baja penetración de estas tecnologías en las pymes revela una brecha estructural que condiciona el impacto global de la IA en la economía española. El país reúne condiciones idóneas para consolidar un ecosistema emprendedor competitivo en IA (talento emergente, startups especializadas y mayor disponibilidad de capital), pero la falta de difusión hacia el tejido empresarial tradicional sigue siendo un reto central.

Este marco contextualiza por qué el emprendimiento en IA ha adquirido tanta relevancia y por qué resulta pertinente estudiar su evolución desde una perspectiva académica y bibliométrica

2.4. Estudios previos sobre IA, innovación y emprendimiento

Dentro de la base de datos identificada, se han localizado doce artículos que abordan específicamente el fenómeno estudiado desde una perspectiva bibliométrica (Figura 4). Estos trabajos analizan con distintos enfoques, la intersección entre inteligencia artificial y emprendimiento, la relación entre emprendimiento, innovación y transformación digital, así

como otros temas complementarios. En conjunto, ofrecen un mapa de cómo se ha estructurado y consolidado la investigación reciente en estos campos, qué temas se han configurado como núcleos de interés y qué lagunas existen. A continuación, se presenta una síntesis panorámica de estos estudios, destacando su foco temático principal y el mensaje clave de cada contribución.

Artículo	Año	Analizados	Fuente	Foco temático principal	Mensaje clave
Entrepreneurship and artificial intelligence: a bibliometric analysis	2025	270	Web of Science	Inteligencia artificial y emprendimiento	Identifica tres grandes bloques: metodologías de IA en investigación emprendedora, ventures de AI y uso de IA en funciones críticas de emprendimiento. Muestra la evolución de las palabras clave desde las redes neuronales hasta conceptos recientes como crowdfunding, Covid y e-health.
Uncovering the Complexities of Intellectual Property Management in the era of AI: Insights from a Bibliometric Analysis	2023	404	Web of Science	Gestión IP en la era de la IA	Muestra cómo la IA, ML, NLP e IP se utilizan para gestionar y detectar activos intangibles. Se identifican retos legales, de gobernanza y gestión de IP por el uso en entornos digitales.
Drilling down artificial intelligence in entrepreneurial management: A bibliometric perspective	2022			IA en gestión emprendedora	Uno de los primeros mapeos de la literatura sobre IA en gestión emprendedora, mostrando el rápido crecimiento del campo y su potencial para transformar la creación y gestión de nuevas empresas.
A bibliometric analysis insights into the intellectual dynamics of artificial intelligence for the micro, small, and medium enterprises	2025	124	Scopus	IA en MSMEs	Ofrece una visión sobre IA en MSMEs, identificando como núcleos temáticos las aplicaciones en comercio electrónico, fabricación, transformación digital y sostenibilidad.
Artificial Intelligence as a Process Optimization Driver under Industry 4.0 Framework and the Role of IIoT, a Bibliometric Analysis	2024		Scopus	IA, ML, IoT e Industria 4.0	Explora cómo la inteligencia artificial y el machine learning, combinados con el IoT, se utilizan para la optimización de procesos la Industria 4.0, proponiendo un marco que impulse estrategias de procesos basadas en datos.
Dynamic innovation model for ambidextrous SMEs: Insights from a bibliometrics analysis	2024	1808		Innovación en pymes	Identifica cinco grandes temas (innovación continua, gestión del conocimiento, capacidades dinámicas, orientación emprendedora y de mercado y gestión integrada de recursos empresariales) para proponer un modelo de innovación aplicable a pymes en entornos de alta incertidumbre.
Entrepreneurship and innovation in business economics: A global bibliometric analysis from 2015 to 2024	2025	858	Web of Science	Emprendimiento e innovación en business economics	Evidencia un crecimiento con liderazgo de Estados Unidos en producción, así como un giro temático hacia ecosistemas emprendedores, transformación digital y open innovation, vinculados a las estrategias empresariales alineadas con los Objetivos de Desarrollo Sostenible.
Digital transformation and innovation and business ecosystems: A bibliometric analysis for conceptual insights and collaborative practices for ecosystem innovation	2024			Transformación digital e innovación en ecosistemas de negocio	Transformación digital con foco en innovación y ecosistemas empresariales para proponer un roadmap de Green Digital Transformation que integra ecosistemas naturales, servicios, ecosistemas de negocio y digitales, y orienta a los actores hacia colaboraciones alineadas con los ODS.
Organizational architecture of strategic entrepreneurial firms for digital transformation: A bibliometric analysis	2023		ScienceDirect	Arquitectura organizativa y transformación digital	Identificar los bloques clave de cultura y estructura que permiten a las firmas emprendedoras abordar con éxito la transformación digital, concluyendo que es necesario rediseñar la arquitectura organizativa, no solo adoptar nuevas tecnologías para sostener la creación de valor en entornos volátiles.
Green Entrepreneurship and Digital Transformation of SMEs in Food Industry: A Bibliometric Analysis	2022			Emprendimiento verde y transformación digital en pymes	Pymes del sector alimentario, cómo la transformación digital se combina con el emprendimiento verde para mejorar eficiencia, rendimiento y sostenibilidad. Proponen lecciones para empresas que se plantean procesos de digitalización orientados a reducir la huella ambiental y reforzar la CSR.
The drivers of female entrepreneurship: A bibliometric analysis of the literature	2025	924		Emprendimiento femenino y sus impulsores	Sintetiza los principales drivers del emprendimiento femenino (factores socio-culturales, financieros y personales), identificar autores, revistas y países más influyentes, y proponer una agenda futura donde se subraya, el papel de la IA y la sostenibilidad en el empoderamiento de las emprendedoras.
An in-depth analysis of digital marketing trends and prospects in small and medium-sized enterprises: utilizing bibliometric mapping	2024	699	Biblioshiny	Marketing digital en pymes	Destaca áreas emergentes como comercio electrónico, transformación digital, costes y el impacto Covid-19.

Figura 4: Resumen de estudios previos sobre IA, innovación y emprendimiento

Fuente: elaboración propia a partir de estudio de artículos de la base de datos extraída en Scopus.

Nota: Los colores representan los cuatro bloques de temas identificados.

El primer bloque temático identificado en los estudios previos reúne los trabajos que analizan la intersección entre inteligencia artificial y emprendimiento. El estudio más reciente de Redondo-Rodríguez et al. (2025) identifica tres grandes líneas: la aplicación de metodologías de IA en la investigación emprendedora, el impacto de la IA en el venture capital y la

incorporación de tecnologías en funciones críticas del proceso emprendedor, como la toma de decisiones, el diseño de modelos de negocio o la identificación de oportunidades. Además, evidencia una evolución clara de los temas, que han pasado de centrarse en redes neuronales y técnicas algorítmicas en sus fases iniciales a tratar cuestiones más amplias y contextualizadas, como el crowdfunding, la pandemia o la salud digital. Esta tendencia coincide con otros trabajos más centrados en gestión empresarial, que sitúan a la IA como una palanca transformadora en la creación y dirección de empresas (Li, Long, Fan, & Chen, 2022), al tiempo que subrayan la fragmentación temática y la falta de marcos capaces de conectar tecnología, estrategia y resultados emprendedores.

Un segundo bloque engloba los estudios que examinan el uso de la inteligencia artificial en pequeñas y medianas empresas. Los análisis centrados en pymes revelan que la IA se está aplicando sobre todo en comercio electrónico, fabricación, gestión del rendimiento y sostenibilidad, pero también que existe una fuerte dependencia de estudios descriptivos y de casos aislados (Chotisarn & Phuthong, 2025). Los trabajos orientados a Industria 4.0 profundizan en la convergencia entre IA, IoT y optimización de procesos, destacando que los datos conectados se han convertido en un activo estratégico para la eficiencia operativa (Mateo & Redchuk, 2024). En conjunto, esta línea de investigación refleja una transición desde la simple adopción tecnológica hacia la integración de la IA como parte estructural de la estrategia empresarial.

Un tercer conjunto de investigaciones se centra en innovación y transformación digital, donde la IA no siempre es protagonista, pero sí aparece como hilo conductor de la evolución. El estudio más amplio de este grupo confirma un crecimiento de la producción científica y un liderazgo claro de Estados Unidos. Este trabajo pone de relieve la importancia de los ecosistemas emprendedores, la digitalización de modelos de negocio y la apertura de la innovación como motores de competitividad (Anh-Tin, 2025). Otros estudios, con un enfoque más conceptual, conectan estos temas con la sostenibilidad y proponen marcos integrados de transformación digital verde (Sklavos, Duquenne, & Theodossiou, 2022). En paralelo, la literatura sobre arquitectura organizativa recalca que la adopción de tecnología no basta para transformar una empresa, sino que es necesario repensar la cultura, la estructura y el gobierno para sostener la creación de valor en contextos cambiantes (Verma, Kumar, Yalcin, & Daim, 2023).

El último bloque analiza dimensiones específicas dentro del fenómeno emprendedor, como el emprendimiento femenino o el marketing digital en pymes. El estudio sobre emprendimiento femenino revela que los factores socioculturales, financieros y personales siguen siendo los impulsores más determinantes, aunque se empieza a reconocer el papel creciente de la digitalización y de la IA como herramientas de empoderamiento y reducción de brechas (Yang, John, & Mohelská, 2025). Por su parte, el análisis de marketing digital en pymes de Laila et al. (2024) muestra una agenda dominada por la transformación digital, el comercio electrónico y el impacto de la Covid-19, reflejando cómo la digitalización se ha

convertido en una condición estructural para la supervivencia y competitividad de las pequeñas empresas.

En conjunto, estos bloques temáticos muestran que la literatura bibliométrica reciente converge en una misma idea: el ecosistema emprendedor y las pymes están experimentando un proceso de transformación impulsado por la tecnología, donde la IA actúa como eje articulador de nuevos modelos de negocio, nuevas capacidades y formas de organización. A partir de este mapa, se abre un espacio claro para trabajos que combinen un enfoque bibliométrico sólido con una visión más integrada sobre la relación entre IA, emprendimiento e innovación, y que permitan avanzar hacia una comprensión más completa del campo.

3. Metodología

3.1. Enfoque general y diseño del estudio

El presente trabajo adopta un enfoque cuantitativo y exploratorio, basado en técnicas de análisis bibliométrico y modelado de tópicos, con el propósito de examinar de manera sistemática la evolución del conocimiento científico sobre la aplicación de la Inteligencia Artificial (IA) en el ámbito de la innovación y emprendimiento en el contexto de las startups.

El estudio se enmarca en las revisiones bibliométricas descriptivas y temáticas, orientadas a identificar las principales dinámicas de producción científica y a mapear los ejes conceptuales que articulan el campo. Su propósito es comprender cómo la comunidad científica ha abordado la relación entre la Inteligencia Artificial y el desarrollo de empresas emergentes, analizando su papel como motor de innovación y ventaja competitiva.

Metodológicamente, el trabajo combina un análisis bibliométrico de carácter descriptivo, que examina la evolución y estructura de la producción científica, con un análisis temático basado en minería de textos, destinado a detectar los principales focos de investigación y su evolución a lo largo del tiempo.

3.2. Fuentes de información y bases de datos utilizadas

La fuente de información empleada para este estudio ha sido Scopus, base de datos gestionada por Elsevier, reconocida por su amplia cobertura en el ámbito de las ciencias sociales aplicadas, la gestión empresarial y la innovación tecnológica. Scopus resulta especialmente adecuada para estudios bibliométricos debido a su estructura normalizada de metadatos y a la posibilidad de exportar información detallada sobre autores, instituciones, palabras clave, citas y resúmenes.

La query utilizada fue la siguiente:

```
((“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “AI strategy” OR “AI adoption” OR “AI application” OR “AI-based” OR “digital transformation”))
```

```
AND ( startup* OR “new venture*” OR venture* OR entrepreneur* OR “entrepreneurship” OR “entrepreneurial firm*” OR “innovation-driven enterprise*” OR “entrepreneurial ecosystem” OR “innovation ecosystem” OR “high-growth firm*” OR “small business*” OR “tech-based firm*” OR “early-stage company” OR “digital entrepreneurship” OR “technology entrepreneurship” OR “business creation” OR “emerging firm*” OR “young firm*” OR “new business*” OR “entrepreneurial organization*” )
```

```
AND ( “business model*” OR “business strategy” OR “corporate strategy” OR “growth strategy” OR scaling OR “competitive advantage” OR “value creation” OR “organizational growth” OR “strategic management” OR “innovation management” OR “management” OR “performance”))
```

Figura 5: Query de búsqueda

Esta estrategia de búsqueda se diseñó con el propósito de capturar la intersección entre tres dimensiones conceptuales:

- Tecnológica: términos relacionados con la Inteligencia Artificial y su adopción.
- Emprendedora: conceptos vinculados a startups, nuevas empresas y ecosistemas de emprendimiento.
- Estratégica: nociones sobre modelos de negocio, estrategia, innovación y rendimiento organizativo.

De este modo, la query permite recuperar publicaciones que analizan cómo la IA se aplica o influye en el desarrollo y la gestión de startups y organizaciones emprendedoras, abarcando un espectro equilibrado entre la dimensión tecnológica y la empresarial.

3.3. Estrategia de búsqueda y criterios de inclusión/exclusión (PRISMA)

Para dotar de transparencia y replicabilidad al proceso de conformación de la base de datos, se ha tomado como referencia la metodología PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses). Aunque PRISMA se diseñó originalmente para revisiones sistemáticas, su lógica resulta útil en análisis bibliométricos como este, ya que permite describir de forma clara cómo se identifican, depuran y seleccionan los documentos que conforman el corpus final.

Dado que este trabajo no constituye una revisión sistemática estricta, sino un estudio bibliométrico de alcance más amplio, PRISMA se aplica aquí de manera flexible y adaptada. En concreto, se emplean sus fases como marco conceptual para asegurar rigor y transparencia, pero sin desarrollar exhaustivamente cada una de ellas, puesto que no todas son plenamente pertinentes para el tipo de análisis realizado. El objetivo no es seguir la metodología de forma integral, sino garantizar que el lector comprende cómo evoluciona la base de datos desde la búsqueda inicial hasta el conjunto final de artículos incluidos.

En la fase de identificación, la búsqueda se realizó en la base de datos Scopus, donde se aplicó la query previamente definida. Se recuperaron inicialmente 883 registros correspondientes a artículos relacionadas con la Inteligencia Artificial, el emprendimiento, la innovación y las startups. No se establecieron límites temporales en la búsqueda inicial para observar la evolución completa del campo. Se filtraron las áreas de Business Management and Accounting, Social Sciences y Economics, Econometrics and Finance.

Durante la fase de depuración, se eliminaron los documentos duplicados y aquellos sin información suficiente en los metadatos (por ejemplo, sin título o sin abstract). Tras esta depuración, el número de registros válidos se redujo a 775 documentos.

Posteriormente, se llevó a cabo una revisión manual de los títulos con el fin de comprobar su pertinencia temática. Este filtrado permitió excluir 20 registros que, pese a contener alguno

de los términos de la búsqueda, no abordaban la relación entre Inteligencia Artificial y emprendimiento en un contexto de innovación o startups. Tras este ajuste, el corpus se redujo a 755 artículos, que constituyen la base empírica del estudio.

El conjunto final de 755 publicaciones conforma así el corpus que se emplea en los análisis bibliométricos desarrollados en este trabajo.

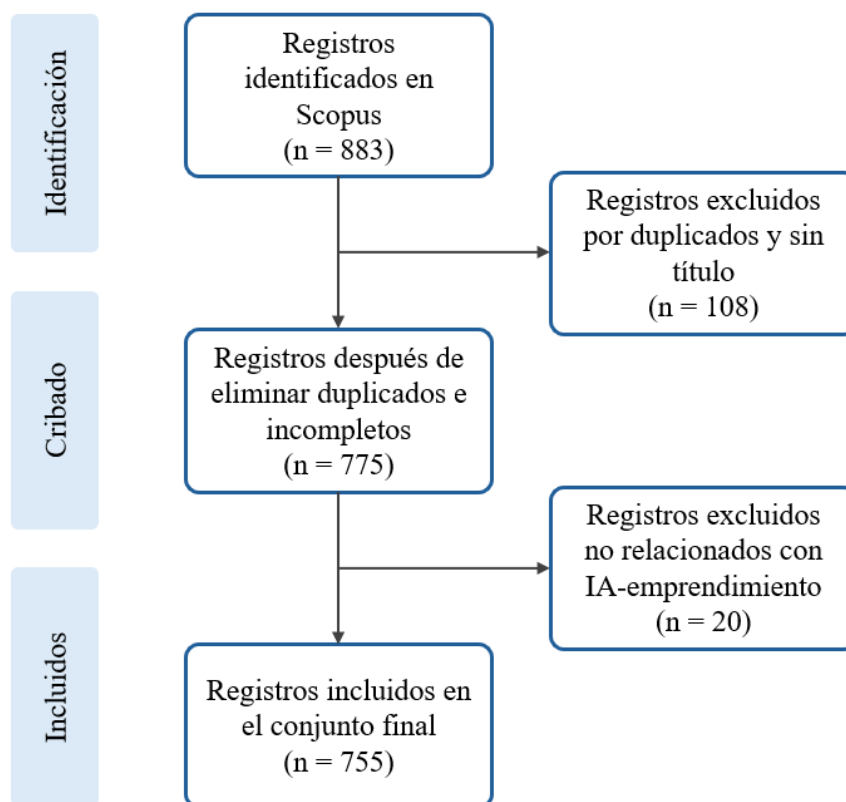


Figura 6: Diagrama basado en PRISMA: evolución de los registros desde la búsqueda inicial hasta la conformación del corpus final.

Fuente: elaboración propia.

3.4. Limpieza y depuración de datos

Además de la selección de artículos mediante metodología PRISMA, se han tratado los datos mediante código para asegurar disponer de un corpus coherente evitando que irregularidades formales alterasen los resultados de los análisis descriptivos y temáticos.

En primer lugar, el análisis institucional, basado en la información de las afiliaciones, requirió un proceso de normalización destinado a identificar correctamente el nombre principal de cada universidad u organismo. Las afiliaciones suelen incluir departamentos, laboratorios,

ciudades o países, lo cual genera distintas variantes para una misma institución. Para evitar esta dispersión se limpiaron los segmentos irrelevantes, se identificaron patrones formales comunes en diferentes idiomas y se unificaron variantes de escritura, garantizando que cada institución apareciera representada una única vez.

En segundo lugar, dado que una parte importante del estudio se basa en el análisis de palabras clave, fue necesario aplicar un tratamiento específico al campo *Author Keywords*. Este proceso incluyó la normalización de los términos (paso a minúsculas, eliminación de signos accesorios y corrección de variaciones de formato) así como la separación de las palabras clave cuando estas aparecían agrupadas en una misma celda. También se eliminaron duplicaciones dentro de un mismo artículo y se descartaron términos vacíos o entradas irrelevantes, garantizando que la base de palabras clave reflejase el contenido temático declarado por los autores.

En tercer lugar, el análisis de coocurrencia de palabras clave exigió un ajuste ya que una red conceptual basada en todas las palabras clave sin filtros podría resultar ruidosa y difícil de interpretar. Con este objetivo, se trabajó únicamente con los términos más frecuentes del corpus. Además, para asegurar que las conexiones representaban asociaciones conceptuales reales y no coincidencias aisladas, únicamente se conservaron las parejas de palabras clave que aparecían al menos dos veces en el conjunto de artículos. De este modo, la red final refleja vínculos temáticos estables y facilita la identificación de comunidades conceptuales.

Por último, el modelado de tópicos mediante LDA requirió también una preparación específica. Para este análisis se generó un corpus combinando título y resumen de cada documento, con el objetivo de maximizar la información temática disponible y mejorar la capacidad del modelo para identificar patrones. Posteriormente, el texto se transformó en una matriz numérica mediante un proceso de vectorización que incluía la eliminación de stopwords en inglés, la incorporación tanto de términos simples como de expresiones compuestas (n-grams), y el filtrado de palabras demasiado frecuentes o demasiado poco representativas. Estas decisiones metodológicas permiten equilibrar la matriz documento-término, reduciendo la presencia de ruido y facilitando que el modelo identifique patrones temáticos consistentes.

En conjunto, este proceso de depuración y limpieza permitió garantizar la fiabilidad del corpus y asegurar que los distintos análisis se basen en datos homogéneos, comparables y libres de distorsiones.

3.5. Técnicas de análisis bibliométrico

El estudio se apoya en un conjunto de técnicas bibliométricas que permiten analizar de forma sistemática la producción científica sobre Inteligencia Artificial, emprendimiento e innovación aplicada a startups. Estas técnicas, ampliamente utilizadas en la literatura académica, facilitan comprender la magnitud, estructura y evolución del campo, así como identificar sus actores más influyentes y las principales dinámicas conceptuales. En este

sentido, el análisis bibliométrico puede entenderse como un enfoque orientado a gestionar grandes volúmenes de información científica mediante su conceptualización, permitiendo identificar tanto las tendencias de investigación como la estructura interna de un dominio de conocimiento (Passas, 2024).

A continuación, se describen las técnicas empleadas, explicando sus fundamentos teóricos y su relevancia en el contexto del análisis realizado.

3.5.1. Metodología de la evolución temporal de las publicaciones

El análisis descriptivo constituye la base de cualquier estudio bibliométrico, ya que ofrece una visión panorámica del volumen y la evolución de la literatura existente.

Para analizar la dinámica anual de la producción científica, se ha empleado un procedimiento cuantitativo basado en la agregación del número de artículos publicados en cada año. A partir de la información del campo *Year*, los valores se transformaron a formato numérico y se agruparon mediante un conteo de frecuencias por año de publicación. Esta operación permitió obtener una serie temporal que refleja el volumen de investigación generado en cada ejercicio dentro del periodo analizado.

Para su representación gráfica se utilizaron las librerías *pandas* y *matplotlib* (McKinney, 2010) (Hunter, 2007). La visualización se construyó mediante un gráfico de líneas acompañado de un sombreado inferior que facilita identificar las tendencias generales y las variaciones interanuales en la actividad investigadora. Este enfoque permite observar de forma clara la evolución del campo y detectar los momentos de mayor crecimiento científico en la intersección entre Inteligencia Artificial, innovación y emprendimiento.

Este tipo de análisis es fundamental para contextualizar el desarrollo del área y situar los resultados dentro de una trayectoria temporal coherente. Los indicadores de productividad constituyen el punto de partida para comprender las dinámicas científicas y evaluar cómo evoluciona un ámbito de conocimiento (Passas, 2024). Además, (Aria & Cuccurullo, 2017) subrayan que los indicadores básicos como volumen anual, distribución por revistas o productividad de autores permiten establecer los cimientos sobre los que se construyen análisis más complejos.

3.5.2. Metodología de revistas más relevantes por número de artículos

El análisis de revistas tiene como objetivo identificar las principales fuentes académicas en las que se concentra la investigación del corpus. Para ello, se trabajó con el campo "Source title", que recoge la revista donde se ha publicado cada artículo. Antes del conteo, se aplicó una normalización básica como la eliminación de espacios residuales o variaciones menores en la escritura con el fin de unificar nombres que podían aparecer con pequeñas diferencias formales y garantizar que cada revista fuese contabilizada de manera consistente.

Una vez homogeneizada la información, se calculó la frecuencia de aparición de cada revista y se seleccionaron las diez con mayor número de artículos. Este resultado se representó mediante un gráfico de barras horizontales, lo que permite comparar de forma inmediata el peso relativo de cada revista dentro del conjunto de publicaciones. Esta técnica facilita identificar los focos editoriales más influyentes y visualizar en qué plataformas científicas se concentra el debate académico sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación.

3.5.3. Metodología de autores más prolíficos

Para identificar a los autores con mayor número de contribuciones dentro del corpus, se trabajó con el campo *Authors*, que recoge en una misma celda todos los firmantes de cada artículo. Dado que un mismo documento puede incluir varios autores, se dividieron estas entradas y se reorganizaron en un formato vertical que permitiera contabilizar individualmente cada firma. Tras esta expansión, se realizó un conteo de frecuencias para determinar qué investigadores presentan un mayor volumen de publicaciones. Los resultados se representaron mediante un gráfico de barras horizontales, lo que permite comparar de manera clara la actividad relativa de los principales autores del campo.

3.5.4. Metodología de instituciones y centros de investigación más activos

El análisis institucional se realizó a partir del campo *Affiliations*, que recoge las organizaciones académicas declaradas por los autores. Dado que estas afiliaciones suelen incluir múltiples elementos (departamentos, laboratorios, divisiones internas, ciudades o países) se aplicó un procedimiento de extracción orientado a identificar únicamente el nombre de la institución principal.

El proceso constó de varios pasos. En primer lugar, cada afiliación se dividió en segmentos para trabajar con unidades más manejables. Sobre estos segmentos se aplicaron una serie de patrones para reconocer denominaciones universitarias, aunque apareciesen en formatos diversos. Estos patrones incluían formas habituales como “University of X”, “X University”, “Universidad Y”, “Università degli Studi di Z”, “Université de...”, o nombres ligados a institutos tecnológicos (“Institute of Technology”). El uso de estos patrones permitió detectar de manera coherente el nombre de la institución incluso cuando esta aparecía acompañada de elementos secundarios, variaciones lingüísticas o diferencias de orden en la expresión.

Posteriormente, se aplicó una normalización básica para corregir pequeñas inconsistencias en la escritura (por ejemplo, diferencias en mayúsculas, variantes en el uso de guiones o traducciones parciales) y para unificar casos que, pese a estar escritos de forma distinta, correspondían a la misma universidad. Con el fin de evitar duplicaciones, se garantizó que cada institución solo se contabilizara una vez por artículo.

Este procedimiento permitió construir un recuento fiable del número de publicaciones asociadas a cada centro, identificando así los principales polos académicos que contribuyen a la investigación sobre Inteligencia Artificial aplicada a la innovación y el emprendimiento.

3.5.5. Metodología de distribución geográfica de la producción científica

Para analizar la aportación relativa de cada país, se utilizó el campo *Country* asociado a las afiliaciones de los autores. A partir del número total de artículos vinculados a cada país, se generaron dos visualizaciones complementarias con el fin de ofrecer una lectura clara tanto a nivel global como comparativo.

En primer lugar, se elaboró un mapa mediante la librería GeoPandas, que permite representar datos sobre mapas georreferenciados (Jordahl, 2016). Para garantizar la correspondencia entre los nombres de los países del corpus y los del archivo cartográfico, se realizó una armonización básica de denominaciones (por ejemplo, unificando variantes como United States y United States of America). El mapa aplica una escala continua de color que refleja la intensidad de publicaciones por país y, para evitar saturar la visualización, solo se añadieron etiquetas explicativas en los cinco países con mayor número de artículos, permitiendo destacar claramente los principales polos sin sobrecargar la figura.

Como complemento, se incorporó un gráfico de barras horizontales que muestra los países más productivos de manera detallada. Esta representación, realizada mediante matplotlib, incluye los diez países con mayor número de artículos y permite comparar directamente sus valores. La combinación de ambas visualizaciones ofrece una perspectiva global a través del mapa y otra comparativa mediante las barras horizontales, facilitando así una interpretación más precisa de la distribución geográfica de la investigación en Inteligencia Artificial, innovación y emprendimiento.

3.5.6. Metodología de citaciones e impacto académico

El análisis de citaciones permite evaluar el impacto que han tenido los trabajos y autores dentro del campo. A diferencia de la simple productividad, que mide cuántos artículos ha producido un investigador o institución, el análisis de citaciones se centra en cuántas veces estos trabajos han sido referenciados por otros científicos. Este indicador refleja la influencia académica y la capacidad de ciertos autores para generar conocimiento relevante y citado de forma recurrente.

Para analizar la influencia académica de los principales investigadores del campo, se utilizó el indicador *Cited by*, que recoge el número total de citas recibidas por los artículos de cada autor dentro del corpus.

Con el fin de representar los resultados de manera clara, se agruparon los autores que compartían el mismo número de citas, evitando duplicar barras que aportarían información de menos valor. Esta agrupación facilita comparar directamente los niveles de impacto con mayor perspectiva y resalta los investigadores con mayor visibilidad académica.

Para la visualización se ha empleado un gráfico de barras horizontales, construido mediante matplotlib. Dado que ya se había utilizado un mapa geográfico en la producción y para evitar repetir el mismo estilo de representación, se ha optado por un formato que incorporase información adicional relevante: junto al nombre de cada autor se añadió, entre paréntesis, el país de afiliación principal. Este detalle permite contextualizar de forma inmediata la procedencia geográfica de los autores más citados y facilita identificar los países que concentran las contribuciones de mayor influencia en el ámbito de la Inteligencia Artificial aplicada a la innovación y el emprendimiento.

Tal y como estableció (Garfield, 1972), precursor de la bibliometría moderna, la citación funciona como un mecanismo objetivo para reconocer la relevancia científica y la consolidación de conceptos o enfoques teóricos. Así, el análisis de citas no solo resalta la importancia de ciertos trabajos, sino que también permite detectar líneas de investigación que han marcado la evolución del campo.

3.6. Técnicas de análisis temático

3.6.1. Metodología de palabras clave

El análisis de palabras clave es una de las técnicas bibliométricas más empleadas para comprender la estructura conceptual de un campo científico. Las *Author Keywords*, seleccionadas por los propios investigadores al publicar sus trabajos, actúan como marcadores temáticos que sintetizan los contenidos esenciales de cada artículo. Su estudio permite identificar qué conceptos articulan el área, observar qué términos gozan de mayor relevancia y detectar las líneas de investigación que concentran mayor atención en la comunidad académica.

Tal como señalan Zupic y Cater (2015), la sistematización de este vocabulario permite construir una primera imagen del paisaje conceptual de un área científica y sirve de base para técnicas más avanzadas, como el análisis de coocurrencia o el modelado de tópicos.

En el presente trabajo, la frecuencia de palabras clave se calculó a partir del campo *Author Keywords*. Para garantizar un recuento coherente, las palabras clave se procesaron previamente mediante una normalización ligera (por ejemplo, homogenización de mayúsculas/minúsculas y unificación de pequeñas variaciones de formato). Posteriormente, todas las palabras clave se desglosaron en una lista completa a nivel de término individual y se contabilizó la frecuencia de aparición de cada una en el conjunto del corpus. Con ello se construyó un ranking de los términos más recurrentes, seleccionándose los quince más representativos.

Los resultados se visualizaron mediante un gráfico de barras horizontales, aplicando un gradiente de color para resaltar la variación en la frecuencia. Esta representación permite identificar fácilmente los conceptos que dominan la literatura reciente sobre Inteligencia

Artificial, innovación y emprendimiento, y proporciona una visión clara de las áreas temáticas que concentran el mayor interés científico en este ámbito.

3.6.2. Metodología de coocurrencia de palabras clave

El análisis de coocurrencia permite identificar relaciones conceptuales entre los términos utilizados en un corpus científico. A diferencia del análisis de frecuencia, que solo contabiliza cuántas veces aparece un término, la coocurrencia detecta qué palabras clave aparecen juntas dentro de los mismos artículos. Bajo la premisa de que los términos que suelen coaparecer representan ideas relacionadas, esta técnica permite reconstruir la estructura semántica del campo.

En este trabajo, la red de coocurrencias se construyó a partir de las *Author Keywords*. A partir de cada artículo se generaron todas las combinaciones posibles de palabras clave y se contabilizó cuántas veces aparecía cada pareja en el conjunto del corpus. Para garantizar una red más clara y evitar ruido, solo se conservaron las relaciones que aparecían al menos dos veces ($\text{min_weight} = 2$), lo cual permite centrarse en asociaciones conceptuales que se repiten de forma consistente en la literatura.

Con esta matriz de relaciones se generó un grafo no dirigido, donde cada nodo representa una palabra clave y cada enlace el grado de coocurrencia. Para identificar grupos de términos relacionados se aplicó el algoritmo Louvain, un método utilizado para detectar comunidades dentro de redes complejas. Este algoritmo busca dividir la red en grupos de nodos que estén más conectados entre sí que con el resto de la red, es decir, identifica zonas naturales dentro del mapa conceptual. Louvain incorpora un pequeño componente aleatorio al iniciar el proceso de agrupación, por lo que se fijó un parámetro de semilla ($\text{random_state}=42$) para garantizar reproducibilidad y evitar que distintas ejecuciones generasen estructuras diferentes.

El proceso de agrupación dio lugar a varias comunidades temáticas. Para el análisis se seleccionaron las tres comunidades más grandes que representan los bloques conceptuales centrales del corpus. Estas tres comunidades no se eligen de antemano, sino que emergen de la estructura matemática de la red como resultado del algoritmo. El número de clústeres no está predefinido; Louvain identifica tantas comunidades como la densidad interna de la red permite, y en este caso concreto la red presentaba tres grupos principales claramente diferenciados.

La red resultante se representó gráficamente, con tamaños de nodo proporcionales a la frecuencia de cada palabra clave y colores diferenciados para cada comunidad, lo que facilita visualizar la estructura temática del campo y las conexiones entre sus conceptos principales.

En conjunto, esta técnica permitió pasar de un análisis puramente descriptivo de palabras clave a una representación estructural más profunda, que revela cómo se organizan y

relacionan las ideas predominantes en la literatura sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación.

3.6.3. Metodología de Topic Modeling (LDA)

El modelado de tópicos constituye una de las herramientas más potentes dentro del análisis de textos. A diferencia de otras técnicas que dependen de los términos seleccionados explícitamente por los autores, el topic modeling permite analizar directamente el contenido textual de los documentos para detectar patrones latentes. Su finalidad es identificar grupos de palabras que tienden a aparecer juntas de forma recurrente a lo largo del corpus y que, en conjunto, representan “tópicos” o temas subyacentes.

Entre los distintos algoritmos disponibles, uno de los más utilizados en el ámbito científico y bibliométrico es *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Este modelo parte de la premisa de que cada documento está compuesto por una mezcla de tópicos y que cada tópico es, a su vez, una distribución de palabras con mayor o menor probabilidad de aparición. En términos sencillos, LDA detecta patrones que se repiten en el lenguaje y los organiza en grupos coherentes, permitiendo así descubrir la arquitectura temática del corpus sin necesidad de intervención manual.

La literatura académica reconoce ampliamente el valor del topic modeling en estudios científicos y bibliométricos. Los creadores de LDA, definen el modelo como un mecanismo para descubrir “la estructura oculta presente en grandes colecciones de textos, proporcionando una representación compacta y significativa del contenido” (Blei, Ng, & Jordan, 2003). Del mismo modo, (Griffiths & Steyvers, 2004) destacan que este tipo de técnicas permiten identificar patrones cognitivos en el discurso científico y entender cómo se organizan los temas dentro de comunidades académicas complejas. En el ámbito específico de la investigación en gestión, marketing e innovación, diversos autores han señalado que el topic modeling facilita comprender la diversificación temática de campos en rápido crecimiento y aporta una base sólida para identificar tendencias futuras (Thakur & Kushwaha, 2024).

En este trabajo se aplicó LDA para identificar los grandes ejes temáticos que articulan la investigación. El procedimiento seguido fue el siguiente. En primer lugar, se construyó un corpus textual combinando el título y el resumen de cada artículo, generando así una representación más rica del contenido.

Sobre este corpus se aplicó la función `CountVectorizer` de `scikit-learn`, que transforma los textos en una matriz documento-término (Pedregosa, y otros, 2011). La vectorización incluyó `stopwords` en inglés, un rango de `n-grams` de una y dos palabras (1,2) y un límite de `features` para controlar la dimensionalidad del modelo. Con esta matriz se entrenó un modelo LDA con seis temas (`n_components=6`). Para la elección de este número se probó un rango razonable y se seleccionó seis por ser el punto que mejor equilibraba interpretabilidad y granularidad, generando tópicos coherentes, diferenciados y útiles para el análisis posterior.

Aunque LDA incorpora un componente aleatorio en la inicialización, se fijó un valor de semilla (`random_state=42`) para garantizar la reproducibilidad del resultado y evitar variaciones en ejecuciones sucesivas.

El modelo generó, para cada tema, una lista de palabras con mayor peso con las que se pudo clasificar los temas, así como una distribución temática para cada documento. Es importante señalar que el algoritmo no asigna etiquetas semánticas a los tópicos, sino que produce distribuciones de términos, siendo la denominación e interpretación de cada tópico una decisión analítica posterior del investigador basada en las palabras más representativas y en el contenido de los documentos asociados. A partir de estas salidas se calculó la importancia relativa de cada tópico mediante el peso medio que representa en el conjunto de artículos. Con estos valores se elaboró una visualización consolidada que permite comparar el peso de los seis temas y apreciar sus diferencias.

En conjunto, el análisis de tópicos permitió obtener una visión estructurada y objetiva de los principales ejes conceptuales que vertebran la literatura reciente sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación, superando las limitaciones de las palabras clave y ofreciendo una representación más profunda del contenido de los artículos.

3.6.4. Metodología de evolución temporal de temas identificados

Una vez identificados los tópicos mediante el modelo LDA, el siguiente paso consistirá en analizar cómo varía su presencia relativa a lo largo del periodo estudiado. Para ello, se utilizó la matriz generada por el propio modelo (la distribución temática por documento) que indica qué porcentaje de cada artículo corresponde a cada uno de los temas detectados.

El procedimiento fue para cada artículo asociar su año de publicación. A continuación, se calcula los pesos temáticos promedio para cada año, obteniendo así una medida anual del grado de relevancia de cada tópico dentro del conjunto de artículos publicados en ese ejercicio. Dicho de forma sencilla, se estima qué proporción media del contenido de los documentos de un año está asociada a cada tema.

Estos valores se representarán después mediante una visualización temporal que permite observar la evolución de los tópicos entre 2015 y 2025. El gráfico resultante muestra cómo algunos temas presentan un crecimiento sostenido, mientras que otros mantienen un peso más estable o experimentan variaciones puntuales. Este enfoque facilita detectar dinámicas de aparición, consolidación o declive de líneas de investigación a lo largo del tiempo, ofreciendo una perspectiva longitudinal que complementa el análisis estático del modelado de tópicos.

3.7. Limitaciones metodológicas

Desde el punto de vista metodológico, el presente estudio presenta una serie de limitaciones inherentes al enfoque bibliométrico adoptado. En primer lugar, el análisis se basa en una única base de datos académica, lo que puede implicar la exclusión de publicaciones

relevantes no indexadas en dicha fuente o recogidas en otros repositorios. Si bien la base utilizada ofrece una cobertura amplia y de calidad, esta decisión introduce una restricción inevitable en la representatividad del corpus analizado.

En segundo lugar, los resultados dependen del criterio de búsqueda definido, basado en términos clave localizados en títulos, resúmenes y palabras clave. Este enfoque, habitual en estudios bibliométricos, puede introducir un sesgo semántico, ya que está condicionado por la forma en que los autores describen y etiquetan sus trabajos. Como consecuencia, algunos artículos potencialmente relevantes podrían no haber sido incluidos si no emplean explícitamente los términos seleccionados, mientras que otros pueden quedar sobrerrepresentados (Zhang, Wu, & Li, 2025).

Asimismo, el uso de técnicas de bibliometría y minería de texto presenta limitaciones específicas. El análisis de coocurrencia de palabras clave refleja patrones de relación entre conceptos, pero depende de las decisiones de etiquetado de los propios autores. Del mismo modo, el topic modeling mediante LDA requiere la adopción de determinadas decisiones técnicas como el preprocesamiento del texto o el número de tópicos que influyen en la interpretabilidad de los resultados, si bien estas se han tomado siguiendo criterios habituales en la literatura.

Por último, el enfoque adoptado es fundamentalmente descriptivo y exploratorio. El análisis permite identificar estructuras temáticas, patrones y relaciones en la literatura, pero no establece relaciones causales entre variables ni evalúa el impacto directo de la Inteligencia Artificial sobre resultados empresariales. En este sentido, los resultados deben interpretarse como una aproximación estructural al campo de estudio, que sienta las bases para investigaciones posteriores con enfoques explicativos más avanzados.

4. Resultados del análisis bibliométrico

4.1. Evolución temporal de las publicaciones

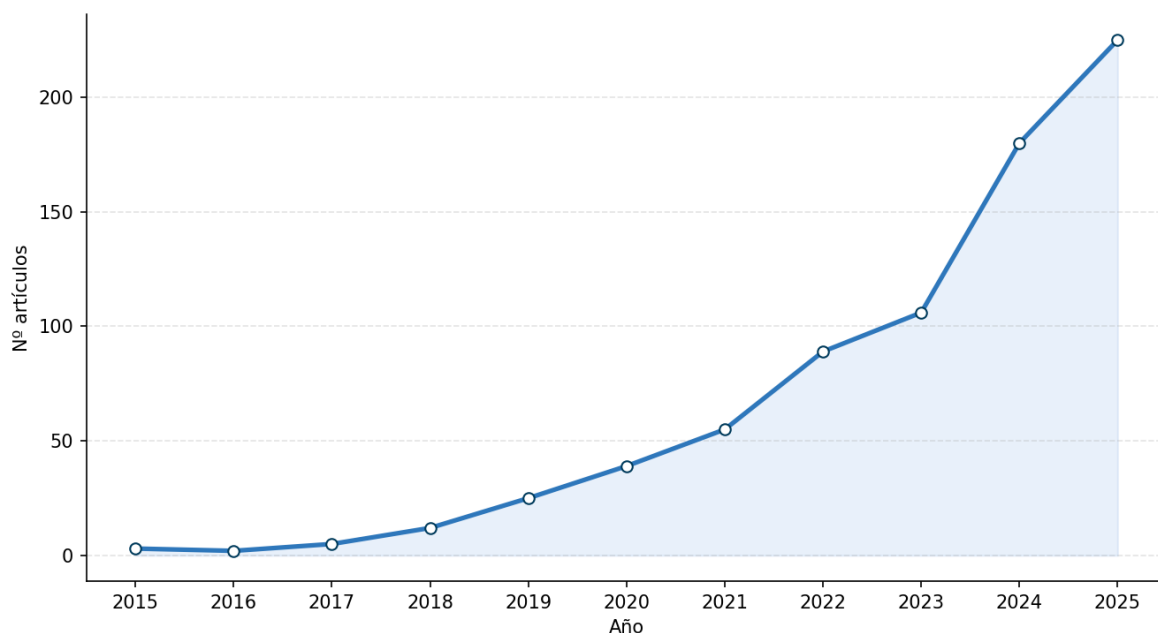


Figura 7: Evolución de publicaciones por año (2015 - 2025)

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

La evolución anual de la producción científica muestra un crecimiento sostenido y claramente acelerado a lo largo del periodo analizado. La Figura 7 muestra entre 2015 y 2018 el volumen de artículos es reducido y apenas supera la decena de publicaciones anuales, lo que indica una fase inicial de interés académico. A partir de 2019 comienza un incremento gradual que se intensifica de forma marcada desde 2021, cuando las publicaciones superan las 50 unidades. Esta tendencia continúa en los años posteriores, alcanzando 90 artículos en 2022 y más de 110 en 2023. El mayor salto se produce en 2024 y 2025, con aproximadamente 180 y 230 publicaciones respectivamente, situando estos dos ejercicios como los de mayor productividad del periodo. En conjunto, los datos evidencian una expansión muy significativa del campo y reflejan su consolidación como un área de investigación en pleno crecimiento dentro de la intersección entre IA, innovación y emprendimiento.

4.2. Revistas más relevantes por número de artículos

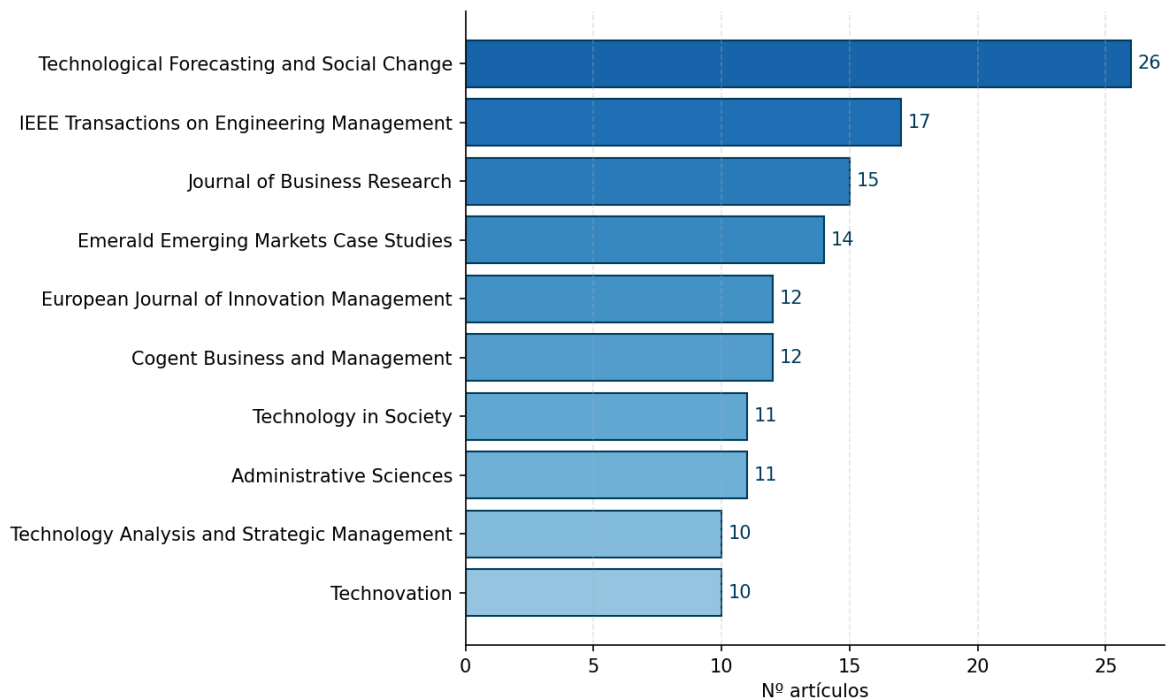


Figura 8: Top 10 de revistas por número de artículos

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

La producción científica identificada se concentra en un conjunto reducido de revistas especializadas tanto en gestión empresarial como en tecnologías aplicadas a la innovación (Figura 8). *Technological Forecasting and Social Change* destaca como la revista más prolífica, con 26 artículos, situándose como referencia central en la difusión de investigaciones sobre IA, innovación y emprendimiento. Le siguen *IEEE Transactions on Engineering Management* y *Journal of Business Research*, con 17 y 15 artículos respectivamente, ambas revistas consolidadas en el ámbito de la gestión tecnológica y el análisis empresarial. El resto de las revistas del top 10 incluyendo *Emerald Emerging Markets Case Studies*, *European Journal of Innovation Management* o *Technovation* muestran una distribución relativamente equilibrada, con valores entre 10 y 14 artículos. En conjunto, los datos reflejan que el campo se desarrolla en la intersección entre áreas técnicas (ingeniería, tecnología) y áreas de gestión (innovación, dirección estratégica), lo que confirma su carácter multidisciplinar.

4.3. Autores más influyentes en la producción científica

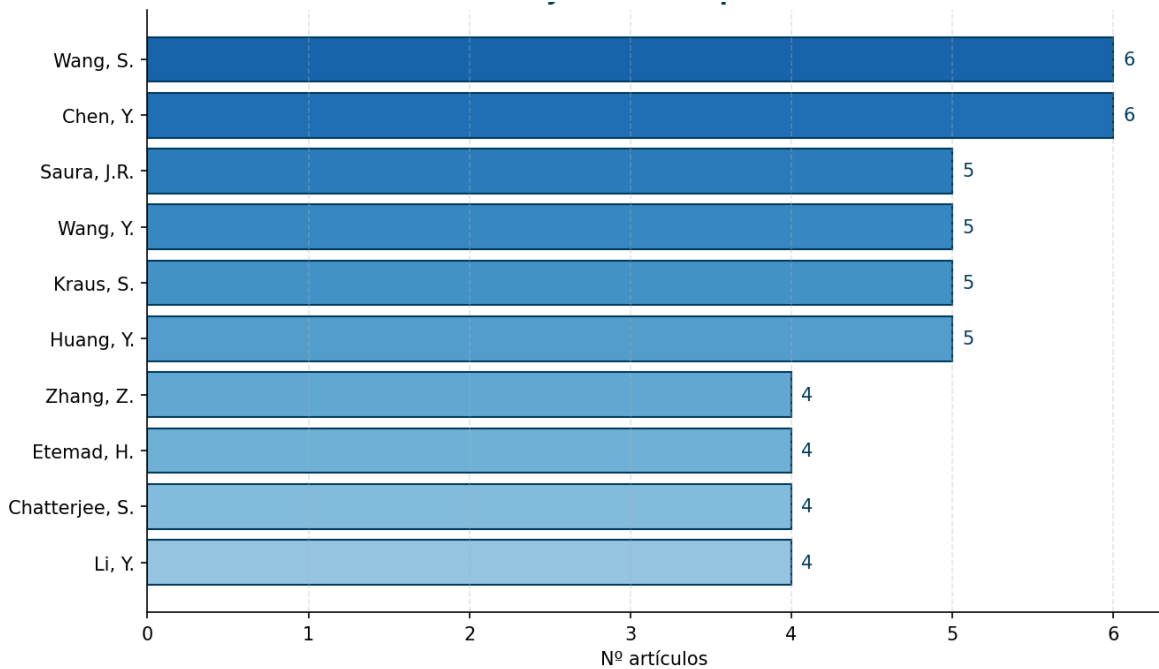


Figura 9: Top 10 autores por número de artículos

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

El análisis de autoría de la Figura 9 muestra una contribución relativamente concentrada en un grupo reducido de investigadores. Los autores con mayor número de artículos en el periodo analizado son Wang, S y Chen, Y., ambos con seis publicaciones, lo que los sitúa como referentes destacados en la investigación sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación. Les siguen Saura, J.R., Wang, Y., Kraus, S. y Huang, Y., con cinco artículos cada uno, conformando un segundo núcleo de autores con una producción sostenida. Completan el grupo de mayor actividad investigadora Secundo, G., Ratten, V., Wang, X. y Zhang, X., con cuatro publicaciones cada uno. Este patrón refleja una estructura de autoría en la que conviven contribuciones recurrentes de un conjunto limitado de investigadores junto con una base más amplia de autores ocasionales.

4.4. Instituciones y centros de investigación más activos

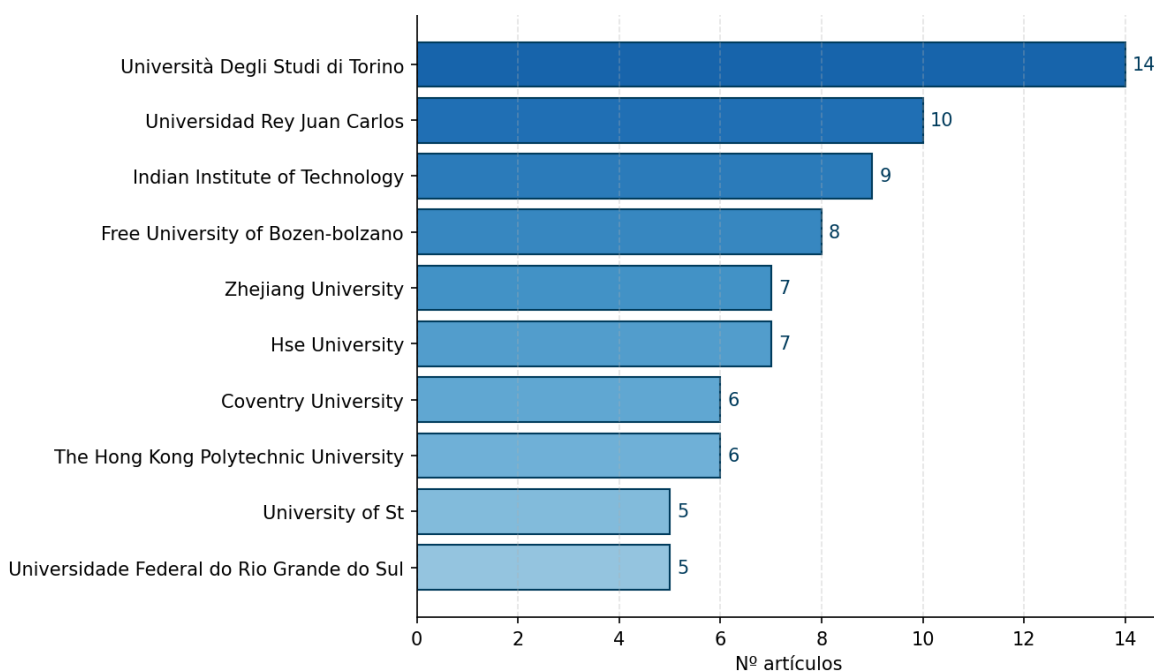


Figura 10: Top 10 centros de investigación por número de artículos

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

El análisis institucional de la Figura 10 muestra que la producción científica está distribuida de manera heterogénea entre universidades de diferentes regiones. Università Degli Studi di Torino encabeza la actividad investigadora con 14 artículos, posicionándose como el centro con mayor contribución al campo. Le sigue Universidad Rey Juan Carlos, con 10 publicaciones, que destaca como la institución española más activa dentro del conjunto analizado. Otros centros con un volumen significativo son Indian Institute of Technology (9 artículos) y Free University of Bozen-Bolzano (8 artículos), lo que evidencia la presencia de instituciones tanto europeas como asiáticas entre los principales contribuyentes. Con niveles de producción ligeramente inferiores se encuentran Zhejiang University y HSE University (7 artículos cada una), además de Coventry University y The Hong Kong Polytechnic University, ambas con 6 publicaciones. Finalmente, University of St. y Universidade Federal do Rio Grande do Sul registran 5 artículos, completando la distribución de centros con mayor actividad científica en este ámbito. En conjunto, los datos reflejan un campo de investigación caracterizado por una participación internacional diversa y por la existencia de varios polos académicos activos.

4.5. Distribución geográfica de la producción científica

Producción científica sobre IA y emprendimiento por país

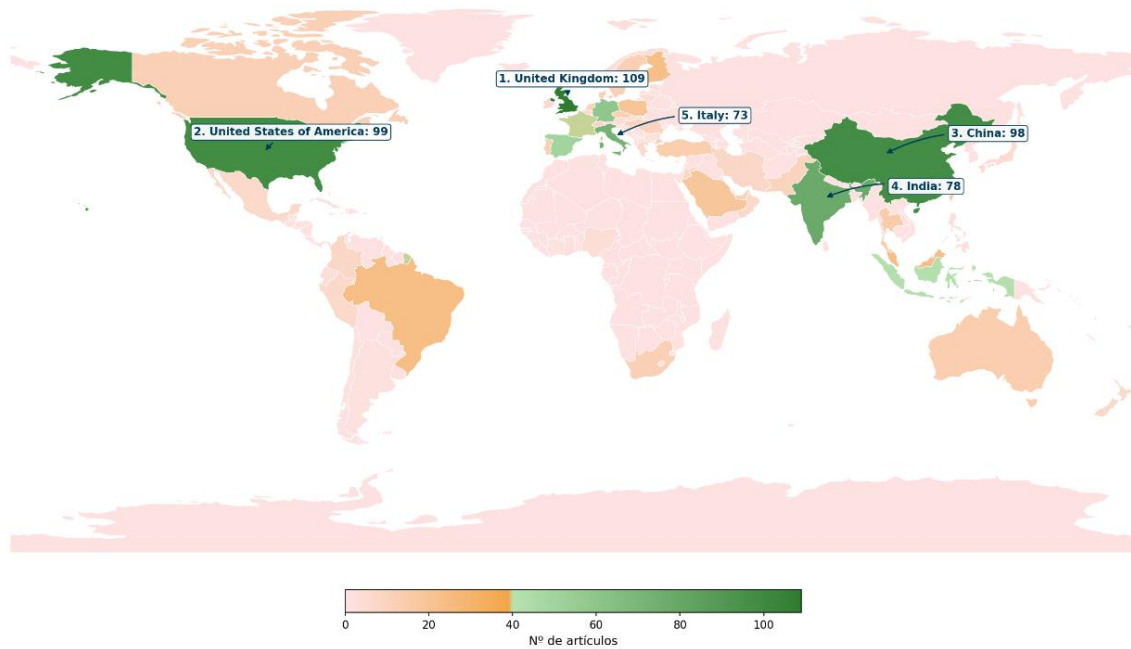


Figura 11: Producción científica sobre IA y emprendimiento por país (mapa mundial)

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

Nota: solo incluye la cifra de los cinco países con mayor número de contribuciones sobre la materia.

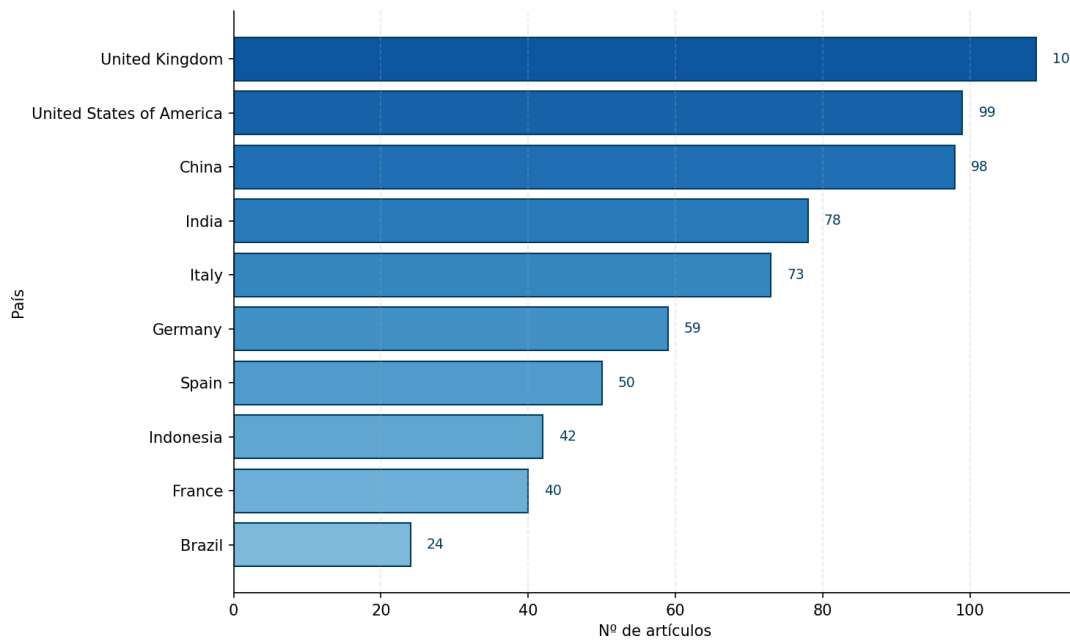


Figura 12: Top 10 países con mayor volumen de publicaciones

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

La producción académica sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación presenta una distribución geográfica claramente concentrada en un conjunto reducido de países (Figura 11 y Figura 12). El Reino Unido encabeza el volumen de publicaciones con 109 artículos, seguido muy de cerca por Estados Unidos (99) y China (98), tres economías que destacan por su peso en la investigación tecnológica y en el desarrollo de ecosistemas emprendedores avanzados. India e Italia ocupan las siguientes posiciones, con 78 y 73 publicaciones respectivamente, mientras que Alemania registra 59 artículos, situándose como el principal contribuyente dentro del ámbito centroeuropeo. España aparece en séptimo lugar con 50 trabajos, reflejando una presencia relevante dentro del contexto europeo. Finalmente, Indonesia, Francia y Brasil completan el conjunto de los diez países más activos, con valores comprendidos entre 24 y 42 publicaciones. En conjunto, los datos muestran una participación global diversa, liderada principalmente por países con altos niveles de inversión en innovación y capacidad investigadora consolidada.

4.6. Autores más influyentes según impacto de citaciones

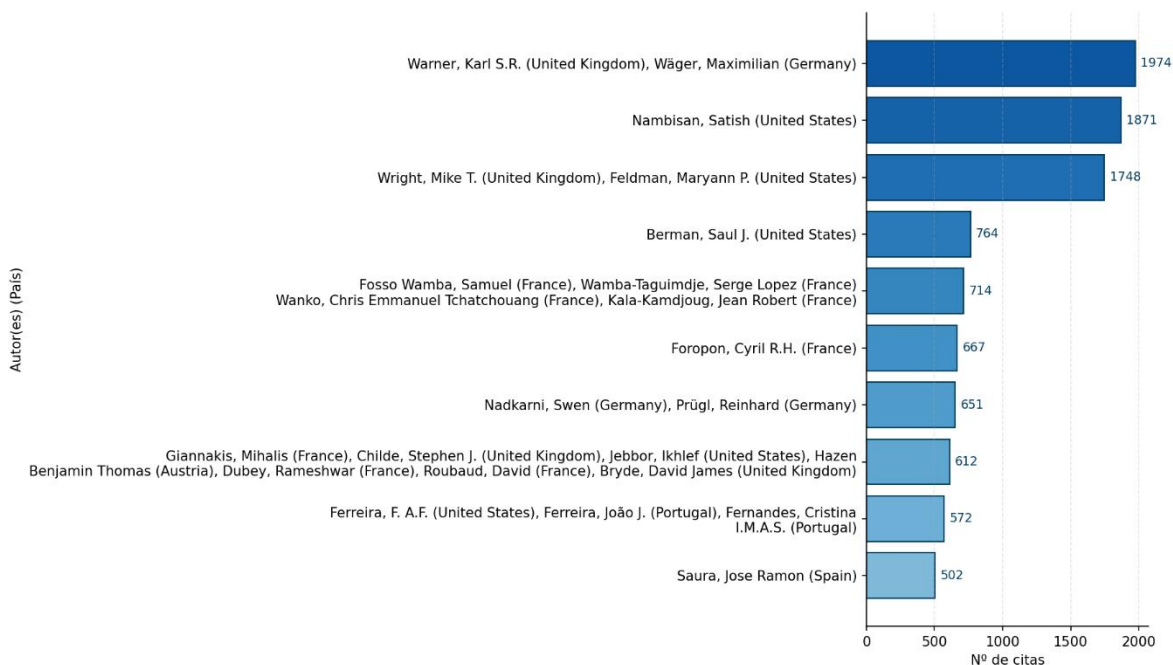


Figura 13: Autores con mayor número de citaciones

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

Nota: Para dar mayor visibilidad se han agrupado los autores con el mismo número de citaciones.

El análisis del impacto medido por citaciones muestra en la Figura 13 una concentración destacada en un reducido número de investigadores con amplia visibilidad académica. Entre ellos, Warner, Karl S.R. (Reino Unido) y Wäger, Maximilian (Alemania) encabezan la clasificación con 1.974 citas, seguidos por Nambisan, Satish (Estados Unidos), con 1.871 citas, tres de las figuras más influyentes en la literatura sobre innovación y emprendimiento

tecnológico. Les sigue el grupo formado por Wright, Mike T. (Reino Unido) y Feldman, Maryann P. (Estados Unidos), con 1.748 citas, lo que confirma su relevancia en el campo. A partir de estas posiciones, el resto de los autores presenta un impacto progresivamente menor, aunque mantienen un peso significativo dentro de la producción científica. En conjunto, destacan especialmente tres nacionalidades: investigadores procedentes del Reino Unido, Estados Unidos y Alemania, que concentran la mayoría de los autores con mayor número de citas.

5. Resultados del análisis temático

5.1. Frecuencia de palabras clave

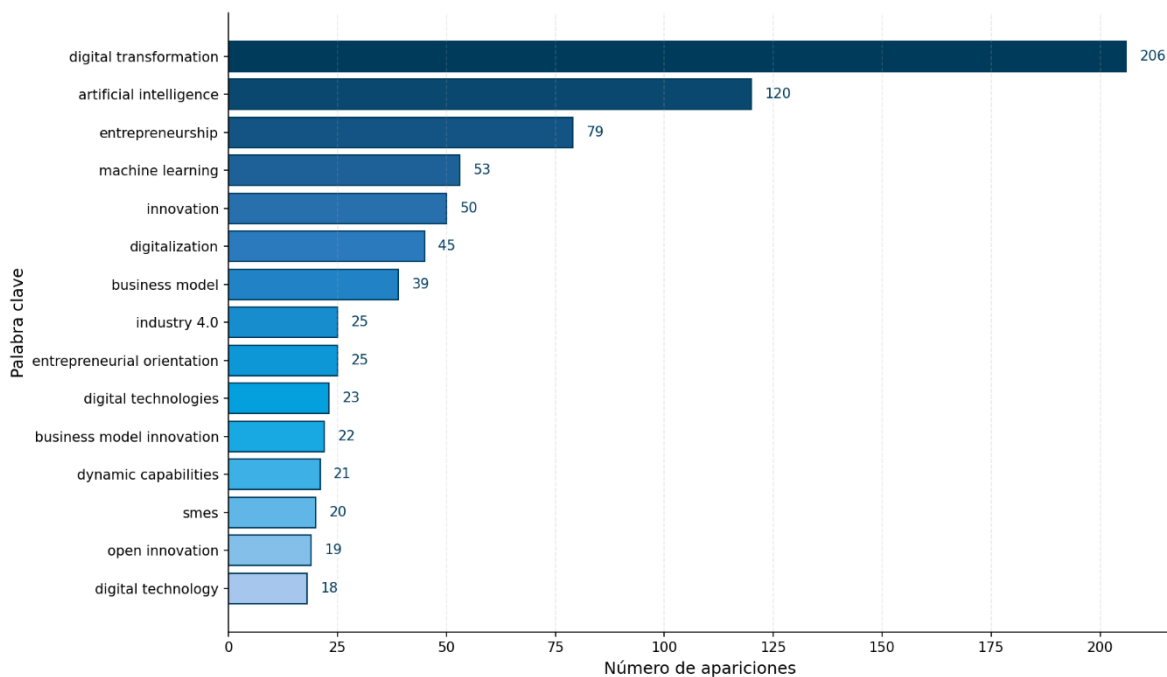


Figura 14: Frecuencia de palabras clave (Top 15)

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

El análisis de palabras clave utilizadas por los autores muestra una concentración clara en un conjunto reducido de términos que estructuran el campo de estudio. La Figura 14 nos muestra que la keyword con mayor frecuencia es *digital transformation*, con 206 apariciones, seguida de *artificial intelligence*, que registra 120 menciones y constituye uno de los ejes centrales de la literatura analizada. A continuación, aparecen términos directamente vinculados con la actividad emprendedora y la adopción tecnológica, como *entrepreneurship* (79 apariciones), *machine learning* (53) e *innovation* (50). Otros conceptos relevantes que mantienen una presencia continuada son *digitalization*, *business model* y *industry 4.0*, con valores entre 39 y 25 menciones. El resto de las palabras clave más frecuentes incluye términos como *entrepreneurial orientation*, *digital technologies*, *business model innovation* y *dynamic capabilities*, todos ellos con una frecuencia superior a 20 apariciones. En conjunto, la distribución sugiere un vocabulario dominado por conceptos relacionados con la transformación digital, la innovación y las capacidades tecnológicas aplicadas al ámbito emprendedor.

3. Emprendimiento, sostenibilidad y economía digital (Clúster naranja)

La primera comunidad (Transformación digital e innovación empresarial) reúne términos relacionados con procesos de digitalización, innovación y cambio organizativo, entre ellos *digital transformation*, *digitalization*, *business model*, *industry 4.0*, *digital platforms*, *innovation* o *digital strategy*. Esta comunidad muestra un número elevado de conexiones internas y concentra varios de los nodos de mayor tamaño.

La segunda comunidad (IA, analítica de datos y tecnologías emergente) incluye keywords vinculadas a técnicas y aplicaciones tecnológicas, entre ellas *ai*, *machine learning*, *big data*, *internet of things* y *human resource management*. Se observan múltiples enlaces entre estos términos y distintos puntos de la red.

La tercera comunidad (Emprendimiento, sostenibilidad y economía digital) incluye conceptos centrados en la actividad emprendedora y sus implicaciones en modelos de negocio más amplios, entre ellos *entrepreneurship*, *entrepreneurial orientation*, *value creation*, *sustainability*, *digital economy*, *open innovation* y *firm performance*. Esta comunidad presenta conexiones tanto internas como hacia nodos pertenecientes a los otros dos grupos.

En conjunto, el mapa muestra una estructura formada por varias comunidades temáticas interrelacionadas, donde los términos de mayor frecuencia se sitúan en posiciones más centrales y actúan como puntos de enlace entre grupos. La distribución de los colores permite visualizar con claridad la organización del campo en torno a diferentes áreas conceptuales.

5.3. Topic Modeling (LDA)

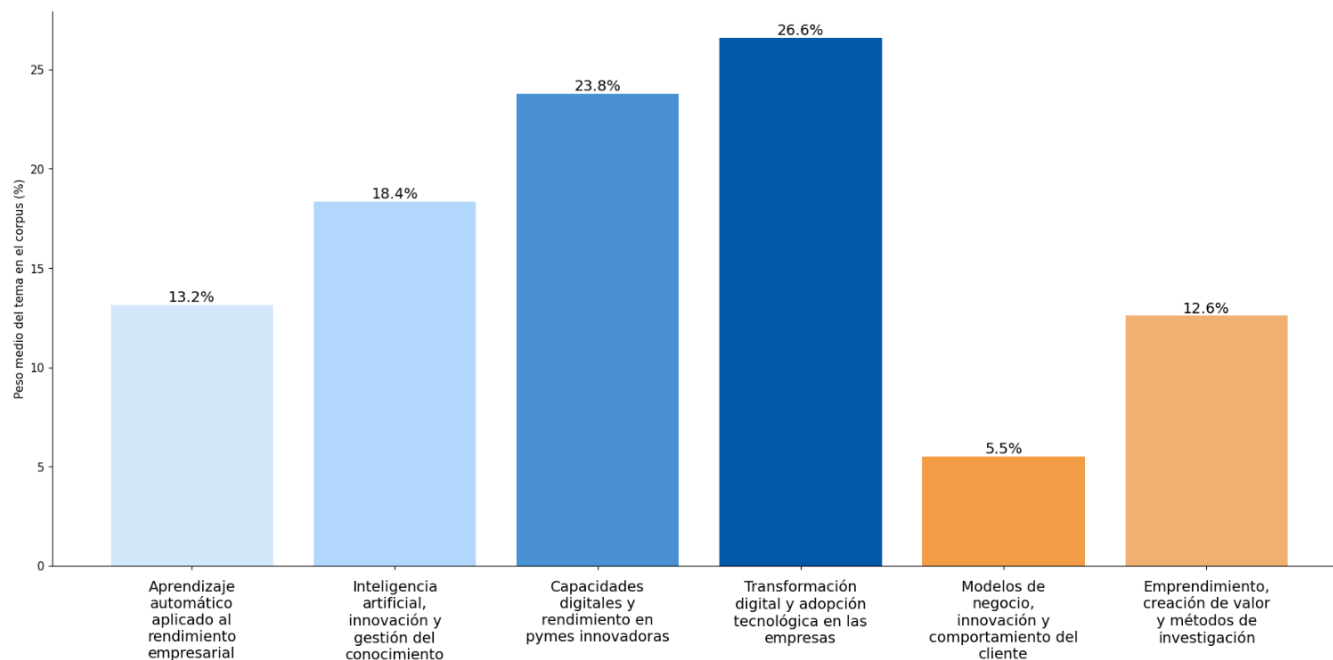


Figura 16: Modelo de tópicos (LDA)

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

El modelo de tópicos LDA permite identificar seis temas principales que resumen el contenido del corpus y agrupan los documentos según patrones comunes de vocabulario. En el gráfico, la altura de cada barra refleja el peso medio del tema en el conjunto de artículos, expresado como porcentaje del corpus. En la Figura 16 se muestra que los seis temas obtenidos presentan niveles de presencia diferenciados, lo que permite una visión estructurada de cómo se distribuyen conceptualmente los trabajos analizados.

El primer tema, Aprendizaje automático aplicado al rendimiento empresarial (13,2 %), reúne términos como *learning, data, machine, machine learning based, performance o entrepreneurial*. Se trata de un conjunto de palabras asociadas al uso de técnicas de aprendizaje automático y de análisis de datos aplicadas a la mejora del rendimiento y a la modelización del comportamiento empresarial.

El segundo tema, Inteligencia artificial, innovación y gestión del conocimiento (18,4 %), agrupa términos como *ai, innovation, research, intelligence, artificial intelligence, knowledge, management y entrepreneurship*. Este tópico combina conceptos relacionados con la IA y su integración en procesos de gestión del conocimiento, dinamización de la innovación y análisis organizativo.

El tercer tema, Capacidades digitales y rendimiento en pymes innovadoras (23,8 %), presenta palabras clave como *digital, transformation, performance, digital transformation, study, innovation, entrepreneurial, smes y capabilities*. Este grupo recoge vocabulario asociado a

la digitalización, las capacidades tecnológicas y los efectos sobre los resultados empresariales, especialmente en pequeñas y medianas empresas.

El cuarto tema, Transformación digital y adopción tecnológica en las empresas (26,6 %), incluye términos como *digital, business, transformation, technologies, industry, models, data* o *business models*. Es el tópico con mayor peso en el corpus y concentra vocabulario orientado a la adopción tecnológica y a la redefinición de modelos de negocio basados en la digitalización.

El quinto tema, Modelos de negocio, innovación y comportamiento del cliente (5,5 %), recoge palabras como *business, model, business model, case, model innovation, marketing, new, customer* y *students*. Este tópico reúne artículos que emplean estudios de caso y aproximaciones aplicadas para analizar comportamientos de cliente y dinámicas de innovación.

Finalmente, el sexto tema, Emprendimiento, creación de valor y métodos de investigación (12,6 %), incorpora términos como *research, study, value, entrepreneurship, findings, business, implications, approach* y *methodology*. Agrupa trabajos centrados en procesos de emprendimiento, análisis de valor y metodologías de investigación empleadas en este campo.

En conjunto, la distribución de pesos muestra que los temas relacionados con la transformación digital y la adopción tecnológica son los más representativos dentro del corpus, mientras que los tópicos vinculados a modelos de negocio y métodos de investigación tienen una presencia menor, aunque sostenida.

5.4. Evolución temporal de los temas identificados mediante Topic Modeling

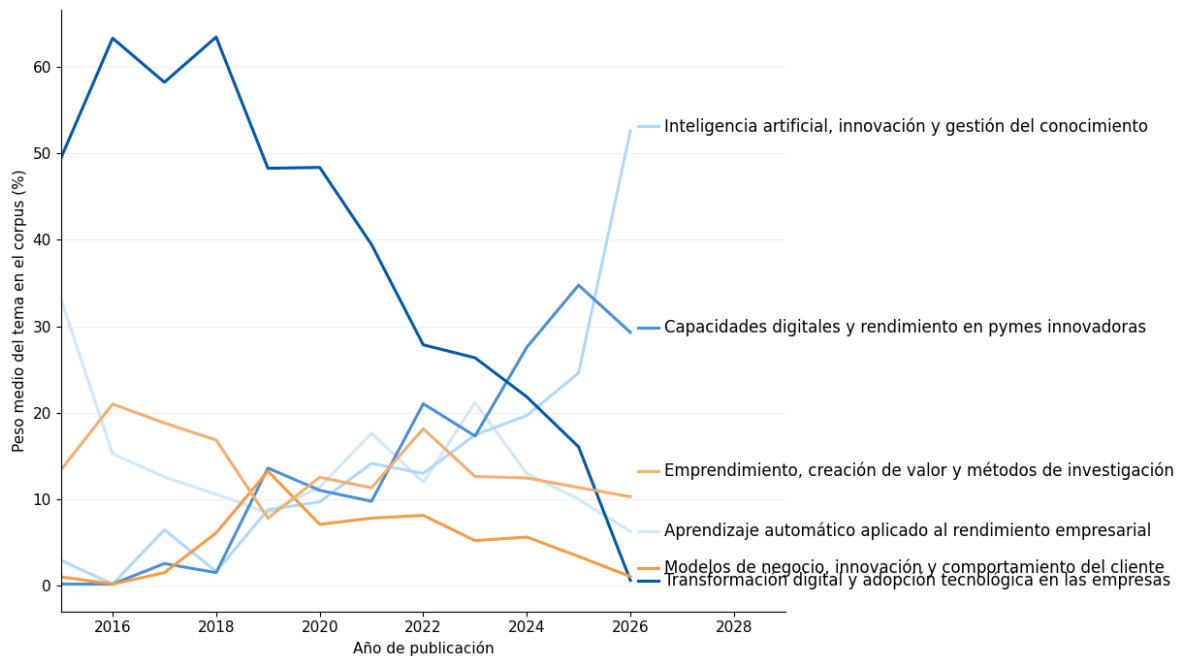


Figura 17: Evolución temporal del peso de los temas identificados mediante Topic Modeling

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

La Figura 17 muestra la evolución anual del peso medio de cada uno de los temas identificados mediante LDA. Las líneas representan la proporción que cada tópico ocupa en el conjunto de publicaciones por año, lo que permite observar cómo varía su presencia relativa en el corpus entre 2015 y 2025.

El primer tema, Aprendizaje automático aplicado al rendimiento empresarial concentra valores intermedios en los primeros años, desciende entre 2017 y 2020 y presenta pequeños incrementos posteriores, aunque sin alcanzar niveles elevados al final del periodo.

El segundo tema, Inteligencia artificial, innovación y gestión del conocimiento presenta un comportamiento diferente. Tras un descenso inicial desde 2015, sus valores permanecen relativamente moderados hasta 2022, momento a partir del cual se observa un aumento pronunciado en su peso relativo en los años más recientes.

El tercer tema, Capacidades digitales y rendimiento en pymes innovadoras muestra una pauta similar: parte de niveles altos en los primeros años, se mantiene estable durante el periodo intermedio y experimenta una reducción progresiva hacia el final de la serie, aunque con ciertas oscilaciones puntuales.

El cuarto tema, Transformación digital y adopción tecnológica en las empresas presenta inicialmente valores elevados y alcanza sus porcentajes más altos entre 2016 y 2018.

Posteriormente, su peso disminuye de forma gradual entre 2019 y 2023, hasta situarse en valores más reducidos en los últimos años representados.

El quinto tema, Modelos de negocio, innovación y comportamiento del cliente registra valores bajos y relativamente estables, con ligeras variaciones, pero sin cambios significativos en su peso relativo anual.

Finalmente, el sexto tema, Emprendimiento, creación de valor y métodos de investigación mantiene una presencia más constante a lo largo del tiempo, con fluctuaciones suaves entre el 5 % y el 20 % y sin variaciones abruptas en su trayectoria.

En conjunto, el gráfico permite observar la evolución diferenciada de cada uno de los seis temas a lo largo del tiempo, mostrando tanto periodos de mayor presencia relativa como fases de descenso o estabilidad.

5.5. Integración entre comunidades temáticas y tópicos del topic modeling

Este apartado tiene como objetivo demostrar la coherencia interna de los resultados obtenidos mediante dos aproximaciones metodológicas distintas: el análisis de coocurrencia de palabras clave y el topic modeling mediante LDA. Lejos de ofrecer lecturas diferentes, ambos métodos convergen en una misma estructura conceptual del campo, organizada en tres grandes comunidades temáticas que permiten interpretar de forma integrada la literatura sobre Inteligencia Artificial, innovación y emprendimiento. La correspondencia entre las comunidades temáticas y los tópicos identificados refuerza la robustez de los resultados y facilita una lectura sintética del corpus analizado.

En concreto, los seis tópicos extraídos mediante LDA encajan de forma natural dentro de las tres comunidades temáticas previamente identificadas a partir de la concurrencia de palabras clave, lo que permite agruparlos en tres grandes bloques conceptuales claramente diferenciados:

1. IA, analítica de datos y tecnologías emergentes

Esta comunidad agrupa los tópicos más directamente relacionados con la dimensión tecnológica y analítica de la IA. Está compuesto por los siguientes temas: 1) Aprendizaje automático aplicado al rendimiento empresarial. 2) Inteligencia artificial, innovación y gestión del conocimiento.

Ambos reflejan una literatura centrada en el desarrollo y aplicación de algoritmos, sistemas inteligentes y capacidades basadas en datos, siempre vinculadas a la mejora del desempeño organizativo. Este bloque representa el núcleo más técnico del campo, donde la IA se analiza como una capacidad avanzada que permite optimizar decisiones, procesos y resultados empresariales, reforzando su papel como tecnología habilitadora.

2. Transformación digital e innovación empresarial

Esta segunda comunidad reúne los tópicos asociados a la adopción tecnológica y al desarrollo de capacidades organizativas desde una perspectiva estratégica. Está compuesto por los siguientes temas: 1) Transformación digital y adopción tecnológica en las empresas. 2) Capacidades digitales y rendimiento en pymes innovadoras.

Este bloque pone el foco en cómo las organizaciones incorporan tecnologías digitales (incluida la IA) para transformar procesos, estructuras y modelos de funcionamiento, destacando el papel de las capacidades digitales como factor clave para la mejora del rendimiento. La literatura aquí se orienta menos a la tecnología en sí y más a su integración efectiva en el contexto empresarial.

3. Emprendimiento, sostenibilidad y economía digital

La tercera comunidad agrupa los tópicos vinculados a la creación de nuevas iniciativas empresariales y a la generación de valor en entornos digitales. Está compuesto por los siguientes temas: 1) Emprendimiento, creación de valor y métodos de investigación. 2) Modelos de negocio, innovación y comportamiento del cliente.

Este bloque recoge una literatura más cercana al emprendimiento y a la economía digital, centrada en cómo las tecnologías emergentes influyen en la configuración de nuevos modelos de negocio, en la relación con el cliente y en los procesos de creación de valor. Aunque su peso relativo es menor en el conjunto del corpus, constituye un eje diferenciado y claramente identificado dentro del campo.

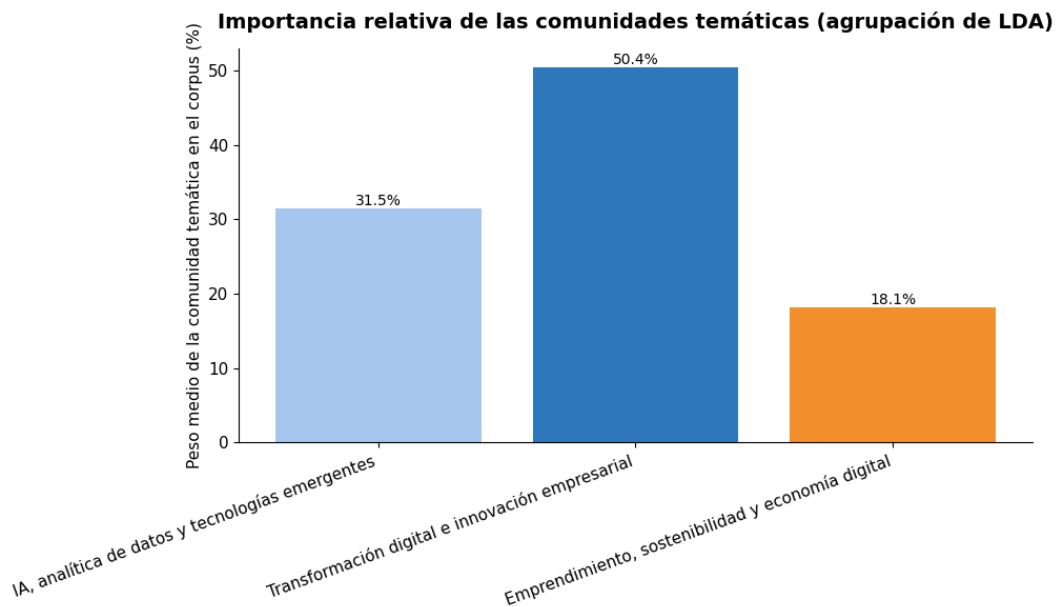


Figura 18: Importancia relativa de las comunidades temáticas a partir de la agregación de los tópicos del topic modeling.

Fuente: elaboración propia a partir de datos extraídos de Scopus.

A partir de esta agrupación, el análisis del peso relativo de las comunidades temáticas permite extraer una lectura sintética del campo. Al agregar los seis tópicos en los tres macrobloques definidos, se observa que la literatura está dominada por la comunidad de Transformación digital e innovación empresarial, que concentra aproximadamente el 50,4 % del corpus, seguida por el bloque de IA, analítica de datos y tecnologías emergentes (31,5 %) y, en último lugar, por Emprendimiento, sostenibilidad y economía digital (18,1 %). Esta distribución refuerza la idea de que la investigación académica se ha centrado principalmente en los procesos de adopción y transformación organizativa, mientras que el emprendimiento “puro” ocupa un espacio más reducido, aunque claramente identificado y en crecimiento dentro del campo.

6. Discusión

6.1. Lectura global del campo: madurez, aceleración y consolidación

Los resultados obtenidos permiten afirmar que la investigación sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación ha superado claramente su fase exploratoria y se encuentra en un estadio de madurez acelerada. El crecimiento sostenido de la producción científica desde 2021, con máximos en los años más recientes, no puede interpretarse únicamente como un aumento del interés académico, sino como la consolidación de un campo que ha adquirido relevancia estructural dentro de las ciencias empresariales y de la innovación. Este patrón es característico de áreas que dejan de considerarse nicho para integrarse en la agenda principal de investigación, atrayendo enfoques diversos, mayor densidad teórica y una comunidad científica más amplia y estable. Este avance coincide con un punto de inflexión global en el que la IA pasa a percibirse como fuerza económica y laboral de primer orden, lo que aumenta la demanda de marcos estratégicos y evidencia aplicada en entornos empresariales y emprendedores (Georgieva, 2024).

Desde una perspectiva macro, esta evolución es consistente con la caracterización de la IA como una tecnología de propósito general con capacidad de generar efectos sistémicos sobre la innovación y la actividad económica (Cockburn, Henderson, & Stern, 2018). El incremento de publicaciones acompaña un contexto en el que la adopción empresarial de soluciones basadas en IA se ha generalizado, el capital riesgo ha intensificado su exposición a startups intensivas en datos y algoritmos, y los casos de uso han pasado de ser experimentales a ocupar funciones críticas dentro de las organizaciones. De hecho, en 2025 la inversión de venture muestra una concentración histórica en IA, hasta el punto de que algunos informes del mercado señalan que la IA está en camino de captar más de la mitad de la inversión anual de venture por primera vez, reflejando una consolidación financiera paralela a la consolidación académica del campo (CB Insights, 2025). En este sentido, la literatura parece responder a una necesidad creciente de comprender no solo el potencial tecnológico de la IA, sino también sus implicaciones estratégicas, organizativas y competitivas en entornos reales de emprendimiento e innovación.

6.2. Estructura intelectual y geográfica del campo de investigación

Desde el punto de vista de las fuentes de publicación, el análisis muestra que la investigación en Inteligencia Artificial aplicada a la innovación y el emprendimiento se desarrolla mayoritariamente en revistas situadas en la intersección entre tecnología y ciencias de la gestión. Aunque aparecen *journals* de perfil técnico, el peso de revistas orientadas a innovación, estrategia, sistemas de información y *management* indica que el debate académico no se articula exclusivamente desde una perspectiva computacional. Más bien, la IA se aborda como un fenómeno con implicaciones organizativas y estratégicas, en línea con la literatura que conceptualiza la IA como tecnología con capacidad de reconfigurar procesos empresariales, modelos de negocio y dinámicas de creación de valor (Leopold, y otros,

2025). Esto encaja con la evolución reciente de la literatura en sistemas de información y gestión, que ha enmarcado explícitamente la IA como tecnología con efectos diferenciados en capacidades organizativas, reforzando que el foco académico se desplaza hacia impactos de negocio más que hacia el algoritmo en sí (Benbya, Pachidi, & Jarvenpaa, 2021).

En términos geográficos, la producción científica se concentra en un número reducido de países con elevada capacidad académica y tecnológica, liderados por Reino Unido, Estados Unidos y China, seguidos por una segunda línea de países como India, Italia, Alemania o España. Esta distribución refleja la existencia de ecosistemas científicos y emprendedores más desarrollados, con mayor inversión en tecnologías digitales, infraestructuras de datos y disponibilidad de talento especializado. La concentración geográfica se traduce también en la presencia de determinadas instituciones que actúan como nodos relevantes de producción científica, reforzando la idea de que la investigación en este ámbito se ve favorecida por contextos donde convergen universidad, empresa y ecosistemas de innovación. Poniendo esto en contexto con la actividad emprendedora, los flujos de financiación y actividad emprendedora recientes muestran esa concentración: India se situó como el 3er país más financiado y creciendo un 22 % YoY¹ en el primer semestre de 2025 por detrás de EE. UU. y Reino Unido y por delante de Alemania (Tracxn Technologies, 2025). Además, el Global Startup Ecosystem Index (2025) sitúa a Beijing y Shanghái en el top 10 ciudades más emprendedoras del mundo entre otras. En el caso de España, la ICEX (2024) sitúa el país entre los más relevantes en empleo tecnológico y perfiles de IA dentro de Europa, lo que ayuda a explicar por qué aparece en segunda línea, pero con masa crítica.

Finalmente, el análisis de autores e instituciones revela un patrón característico de campos de investigación que se encuentran en proceso de consolidación. La producción está liderada por un número reducido de autores e instituciones con una contribución ligeramente elevada, mientras que existe una amplia base de investigadores con aportaciones más ocasionales. Este esquema sugiere que, aunque el campo ha alcanzado una masa crítica suficiente para consolidarse como línea de investigación, todavía no presenta una estructura plenamente estabilizada en términos de liderazgo académico. La elevada entrada de nuevos autores es consistente con el fuerte crecimiento observado en los últimos años y refuerza la idea de un ámbito dinámico, en expansión y aún abierto a la configuración de referentes teóricos y empíricos más consolidados. Este patrón es coherente con regularidades bibliométricas clásicas de productividad científica (pocos autores “muy productivos” y muchos autores “ocasionales”), formalizadas históricamente por la ley de Lotka y ampliamente revalidada en estudios empíricos posteriores (Lotka, 1926).

6.3. Qué conceptos dominan: *Digital transformation* como eje vertebrador

El análisis de las palabras clave confirma que *digital transformation* ocupa una posición claramente dominante dentro del corpus, situándose por encima de *artificial intelligence*.

¹ YoY: *Year over year* (en inglés) se refiere al incremento comparado con el mismo periodo del año anterior.

Este resultado es relevante porque indica que la literatura no está abordando la IA como un fenómeno aislado, sino integrada dentro de un marco más amplio de transformación de las organizaciones y de los modelos de negocio. En los primeros enfoques del campo, la atención se centraba en cómo las tecnologías digitales (cloud, big data, automatización, sistemas inteligentes) modificaban los procesos empresariales; la IA aparece, en este contexto, como una pieza más dentro de ese proceso de cambio estructural. El peso de este concepto sugiere que la comunidad académica ha preferido interpretar la IA vinculada a cambios organizativos profundos, antes que como un objeto de estudio independiente. Esta aproximación coincide con la literatura que define la transformación digital como un fenómeno sociotécnico de rediseño organizativo y estratégico, en el que la IA se integra como habilitador dentro de sistemas de decisión, coordinación y creación de valor, más que como una tecnología autónoma desconectada del contexto organizativo (Vial, 2021).

Esta interpretación también encuentra respaldo en la investigación que sostiene que la captura de valor mediante IA depende de la existencia previa de capacidades digitales, infraestructuras de datos y rediseño de procesos organizativos (Cockburn, Henderson, & Stern, 2018). Durante los últimos años, muchas organizaciones han atravesado fases intensas de digitalización, sentando las bases tecnológicas, de datos y de procesos necesarias para poder desplegar soluciones de IA con impacto real. En este sentido, el protagonismo de la transformación digital puede interpretarse como reflejo de una etapa en la que el foco empresarial estaba puesto en construir capacidades y no tanto en aplicaciones concretas. A partir de ahí, y especialmente tras la aceleración reciente de la IA en el mundo empresarial, estas bases comienzan a traducirse en iniciativas más directamente ligadas al emprendimiento, la innovación aplicada y la captura de valor. Desde una perspectiva práctica, las organizaciones que obtienen retornos tangibles de la IA son aquellas que previamente han invertido en datos, arquitectura digital y rediseño de procesos, lo que refuerza la idea de una secuencia lógica entre digitalización, transformación organizativa y adopción efectiva de IA (Chui, Yee, Hall, & Singla, 2023).

6.4. Evolución de los temas en el contexto económico-tecnológico actual

La evolución temporal de los tópicos muestra patrones claramente alineados con los grandes hitos económicos y tecnológicos recientes.

Tras la crisis financiera de 2008 y la posterior crisis de deuda en Europa, el emprendimiento adquirió un papel central como mecanismo de recuperación económica, creación de empleo y dinamización de la innovación. Este contexto favoreció, durante los primeros años del periodo analizado, una literatura más amplia y exploratoria en torno al emprendimiento, los modelos de negocio y la economía digital, aunque todavía con un fuerte componente conceptual y metodológico. Este papel del emprendimiento como respuesta a crisis sistémicas ha sido ampliamente documentado en la literatura económica, que identifica los periodos postcrisis como momentos de reconfiguración estructural en los que la actividad emprendedora actúa como motor de renovación industrial y adaptación económica

(Audretsch, 2009). Sin embargo, en torno a 2017–2018 se observa una cierta desaceleración en el peso relativo de estos temas, en un contexto de menor dinamismo macroeconómico y de consolidación de los modelos digitales surgidos en la década anterior.

A partir de 2021, coincidiendo con el periodo post-COVID, se produce un nuevo punto de inflexión. La disrupción provocada por la pandemia aceleró la adopción de tecnologías digitales, impulsó la aparición de nuevos modelos de negocio y revalorizó el emprendimiento como vía de adaptación a entornos altamente inciertos. Estudios recientes muestran que la crisis del Covid-19 no solo incrementó la actividad emprendedora en determinados sectores, sino que también transformó su naturaleza, orientándola hacia modelos más digitales, flexibles y escalables (Kuckertz, y otros, 2020). En este contexto, la literatura vuelve a ganar intensidad, pero con un enfoque más aplicado y orientado a la escalabilidad, el rendimiento y la creación de valor. Esta transición se refleja en la evolución de los tópicos vinculados a capacidades digitales y rendimiento empresarial, que ganan protagonismo durante este periodo antes de estabilizarse en los años más recientes.

En paralelo, el tópico de *Transformación digital y adopción tecnológica* en las empresas, que había dominado claramente las primeras etapas del periodo analizado, muestra una pérdida progresiva de peso relativo en los años más recientes. Entre aproximadamente 2016 y 2022, este tema concentraba una parte muy significativa del corpus, reflejando una etapa en la que la principal preocupación académica era entender cómo las organizaciones abordaban procesos generales de digitalización. Esta centralidad de la transformación digital en la literatura ha sido explicada por trabajos influyentes que la conceptualizan como un cambio estratégico profundo en la lógica de creación de valor, más allá de la mera adopción tecnológica (Bharadwaj, El Sawy, Pavlou, & Venkatraman, 2013). Sin embargo, a medida que estas transformaciones se han ido normalizando y que la IA ha emergido como tecnología diferencial, el foco de la investigación parece haberse desplazado hacia el análisis específico de soluciones basadas en inteligencia artificial y su impacto, relegando la transformación digital a un segundo plano más estructural.

El cambio más significativo se observa en los tópicos directamente relacionados con la Inteligencia Artificial. A partir de 2022 se produce un incremento muy marcado del peso del tema Inteligencia artificial, innovación y gestión del conocimiento, que coincide temporalmente con la irrupción de modelos de lenguaje de gran escala y, en particular, con la popularización de herramientas de IA. Este punto de inflexión coincide con el lanzamiento público de ChatGPT por OpenAI a finales de 2022, un evento ampliamente reconocido como catalizador de una adopción masiva de la IA generativa tanto en el ámbito empresarial como en la investigación aplicada. Este hito marca un antes y un después no solo en la práctica empresarial, sino también en la percepción social y académica del valor de la IA. La tecnología deja de ser entendida únicamente como un recurso avanzado accesible a grandes corporaciones y pasa a percibirse como una herramienta transversal, con aplicaciones inmediatas en procesos creativos, de decisión y de gestión del conocimiento. Este fenómeno

explica el salto observado en la literatura, que comienza a centrarse en usos concretos, impacto organizativo y generación de ventajas competitivas.

6.5. Conexión con estudios previos: aportación del presente estudio

El análisis realizado en este trabajo se inscribe en una línea de investigación que ya ha sido abordada por diversos estudios bibliométricos previos, muchos de los cuales forman parte del propio corpus analizado y fueron sintetizados en el apartado 2.4. Estos trabajos han contribuido a mapear áreas específicas del campo, como la relación entre Inteligencia Artificial y emprendimiento, la aplicación de la IA en pymes, la transformación digital en ecosistemas empresariales o la emergencia de sublíneas vinculadas a sostenibilidad, marketing o innovación organizativa. En conjunto, los estudios previos ofrecen una visión fragmentada pero valiosa de cómo la literatura ha ido abordando el fenómeno desde distintos ángulos temáticos.

El presente estudio no pretende reevaluar estos trabajos, sino complementarlos desde una perspectiva integradora. En este sentido, la principal aportación del trabajo reside en su capacidad para conectar líneas de investigación que, en los estudios previos, aparecen tratadas de forma independiente. Al integrar los distintos temas en un marco común, el análisis ayuda a visualizar cómo la IA, la transformación digital y el emprendimiento se articulan conjuntamente dentro de la literatura académica reciente. Esta aproximación complementaria refuerza el valor interpretativo del conjunto de estudios existentes y proporciona una base sólida para futuras investigaciones que deseen profundizar en alguno de estos ejes de forma más específica.

6.6. Implicaciones académicas y prácticas

Desde una perspectiva académica, el principal valor del estudio reside en su aproximación metodológica integradora. La combinación del análisis de coocurrencia de palabras clave, el topic modeling y la evolución temporal de los temas permite ofrecer una visión estructurada del campo, tanto en términos de organización temática como de cambios en el foco de investigación a lo largo del tiempo. Este enfoque contribuye a ordenar un cuerpo de literatura amplio y heterogéneo. Asimismo, los resultados refuerzan la evidencia previa que señala que la Inteligencia Artificial rara vez se analiza como un fenómeno aislado, sino integrada dentro de procesos más amplios de transformación digital y desarrollo de capacidades organizativas, lo que sugiere la utilidad de marcos analíticos que conecten tecnología, organización y rendimiento (Benbya, Pachidi, & Jarvenpaa, 2021).

En cuanto a las implicaciones prácticas, los resultados ofrecen una lectura relevante para startups y proyectos emprendedores intensivos en tecnología. La estructura temática identificada pone de manifiesto que una parte significativa de la literatura se centra en la aplicación efectiva de la IA en contextos empresariales, más que en su desarrollo técnico per se. Esto apunta a que uno de los principales retos y oportunidades se sitúa en la capacidad de

traducir soluciones basadas en IA en propuestas de valor claras, escalables y alineadas con necesidades reales del mercado.

Por último, para empresas consolidadas y actores del ecosistema inversor, el análisis sugiere que la creación de valor asociada a la IA depende en gran medida de factores organizativos y contextuales. La relevancia de los tópicos vinculados a adopción tecnológica y capacidades digitales indica que la disponibilidad de datos, el talento especializado y los mecanismos de gobernanza son elementos clave para que la IA tenga impacto en el rendimiento empresarial. Desde esta perspectiva, la literatura académica parece concentrarse menos en la mera digitalización genérica y más en cómo integrar la IA de forma efectiva en estructuras existentes, lo que puede servir como referencia para orientar decisiones estratégicas y de inversión en un entorno donde la tecnología evoluciona rápidamente, pero su implementación sigue siendo desigual.

7. Conclusiones

7.1. Principales hallazgos

A partir del análisis desarrollado y de la interpretación conjunta de los resultados obtenidos, pueden identificarse los principales hallazgos de este trabajo, que se resumen a continuación:

1. El análisis evidencia que la investigación sobre Inteligencia Artificial aplicada al emprendimiento y la innovación en startups ha pasado, a partir de 2021, de una fase incipiente a una etapa de crecimiento acelerado y consolidación, reflejando la integración definitiva del tema en la agenda principal de las ciencias empresariales y de la innovación.
2. La producción científica presenta una distribución global, pero claramente concentrada en un número reducido de países e instituciones con elevada capacidad académica y tecnológica, lo que sugiere que el desarrollo del campo está estrechamente ligado a la existencia de ecosistemas de innovación consolidados.
3. La literatura analizada se organiza de forma clara en torno a tres grandes bloques conceptuales: transformación digital e innovación empresarial, IA y analítica de datos, y emprendimiento, sostenibilidad y economía digital, que estructuran el campo y permiten interpretar de manera integrada un corpus amplio y heterogéneo.
4. La transformación digital actúa como eje vertebrador del campo, concentrando el mayor peso relativo tanto en el análisis de palabras clave como en la agregación de los tópicos, lo que indica que la IA se estudia mayoritariamente integrada en procesos de cambio organizativo y adopción tecnológica, más que como un fenómeno aislado.
5. Los resultados muestran un desplazamiento progresivo del foco investigador hacia aplicaciones más específicas de la Inteligencia Artificial, especialmente en ámbitos relacionados con la innovación y la gestión del conocimiento, cuyo peso aumenta de forma notable en los años más recientes del periodo analizado.
6. Existe una elevada coherencia interna entre los distintos enfoques metodológicos empleados, ya que el análisis de coocurrencia de palabras clave y el topic modeling convergen en una misma estructura conceptual, reforzando la robustez de los hallazgos y la consistencia interpretativa del estudio.
7. El estudio muestra que la Inteligencia Artificial se aborda en la literatura como una tecnología habilitadora integrada en dinámicas de transformación digital, desarrollo de capacidades y creación de valor emprendedor, ofreciendo una visión estructurada y sistémica del fenómeno en el contexto de las startups

7.2. Limitaciones del estudio

Más allá de las limitaciones metodológicas ya señaladas, el presente trabajo presenta una serie de restricciones derivadas de su propio alcance y enfoque. En primer lugar, el estudio se centra exclusivamente en el análisis de la literatura académica, lo que implica que los resultados reflejan patrones, estructuras y enfoques presentes en la producción científica,

pero no permiten extraer conclusiones directas sobre la adopción real de la Inteligencia Artificial en startups o empresas, ni sobre su impacto efectivo en términos de rendimiento o creación de valor.

Asimismo, el análisis se realiza a un nivel agregado, sin profundizar en diferencias específicas entre tipos de startups, sectores de actividad, etapas de desarrollo o contextos institucionales concretos. Esta aproximación resulta adecuada para ofrecer una visión estructural del campo, pero limita la capacidad del estudio para capturar dinámicas más finas o heterogéneas que pueden ser relevantes en determinados entornos empresariales o geográficos.

Por último, debe tenerse en cuenta el carácter dinámico del ámbito analizado. La investigación en torno a la Inteligencia Artificial, la innovación y el emprendimiento evoluciona rápidamente, por lo que los resultados obtenidos representan una fotografía del estado del campo en un momento determinado. Este aspecto no invalida los hallazgos, pero sí refuerza la necesidad de interpretar las conclusiones dentro de su contexto temporal y de actualizar periódicamente este tipo de análisis.

7.3. Propuestas para futuras líneas de investigación

A pesar del crecimiento del campo, la literatura analizada presenta todavía limitaciones claras en términos explicativos. Una parte significativa de los trabajos se apoya en enfoques descriptivos o correlacionales, lo que dificulta establecer relaciones causales sólidas entre la adopción de Inteligencia Artificial y el rendimiento empresarial.

En este sentido, futuras investigaciones podrían avanzar incorporando diseños más robustos que permitan analizar cómo la IA impacta en los resultados a través de mediadores concretos, como el desarrollo de capacidades organizativas, la cultura empresarial o los mecanismos de gobernanza.

Asimismo, una línea prometedora consiste en complementar los análisis bibliométricos con datos externos como inversión en venture capital, patentes o indicadores de adopción empresarial con el objetivo de conectar de forma más directa la evolución del conocimiento científico con la dinámica real del mercado.

Otro vacío relevante se relaciona con la necesidad de una mayor granularidad en el análisis del emprendimiento intensivo en IA. La mayor parte de la literatura trata a las startups como un grupo relativamente homogéneo, cuando existen diferencias sustanciales según el tipo de modelo (horizontal frente a vertical), la etapa de desarrollo, el sector o el entorno regulatorio.

En paralelo, la transición desde enfoques de transformación digital genérica hacia aplicaciones concretas de IA generativa abre un nuevo campo de estudio especialmente relevante. Futuros trabajos podrían profundizar en cómo estas tecnologías están modificando prácticas emprendedoras clave, como la identificación de oportunidades, la experimentación rápida de productos, las estrategias de *go-to-market* o la productividad de los equipos

fundadores, especialmente en actividades vinculadas al desarrollo de software y de nuevos productos digitales.

Por último, se identifica una oportunidad clara para investigaciones más contextualizadas a nivel geográfico. El caso de España y, en general, de Europa, aparece todavía de forma limitada en la literatura, a pesar del crecimiento reciente del ecosistema emprendedor y del interés institucional por la digitalización y la IA. Analizar de manera específica cómo se está difundiendo la IA en startups y pymes españolas, así como las dinámicas institucionales y regulatorias asociadas, permitiría enriquecer el debate académico con evidencia contextual y avanzar hacia una comprensión más precisa de la relación entre IA, innovación y emprendimiento en entornos concretos.

8. Bibliografía

- Andreessen Horowitz. (2025). *The AI Application Spending Report: Where Startup Dollars Really Go*. Obtenido de <https://a16z.com/the-ai-application-spending-report-where-startup-dollars-really-go/>
- Anh-Tin, N. (2025). Entrepreneurship and innovation in business economics: A global bibliometric analysis from 2015 to 2024. *CTU Journal of Innovation and Sustainable Development*, 136-147.
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (November de 2017). Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959-975. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Audretsch, D. B. (2009). The entrepreneurial society. En *New Frontiers in Entrepreneurship: Recognizing, Seizing, and Executing Opportunities* (págs. 95-05). New York: Springer New York.
- Benbya, H., Pachidi, S., & Jarvenpaa, S. L. (2021). Special Issue Editorial: Artificial Intelligence in Organizations: Implications for Information Systems Research. *Journal of the Association for Information Systems*, 22(2). Obtenido de <https://aisel.aisnet.org/jais/vol22/iss2/10/>
- Bharadwaj, A., El Sawy, O. A., Pavlou, P. A., & Venkatraman, N. V. (2013). Digital business strategy: toward a next generation of insights. *MIS quarterly*, 471-482.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research* 3, 993-1022.
- CB Insights. (2025). *State of Venture Q3'25 Report*. Obtenido de <https://www.cbinsights.com/research/report/venture-trends-q3-2025/>
- Chotisarn, N., & Phuthong, T. (2025). A bibliometric analysis insights into the intellectual dynamics of artificial intelligence for the micro, small, and medium enterprises. *Cogent Business & Management*. doi:<https://doi.org/10.1080/23311975.2025.2491684>
- Chui, M., Yee, L., Hall, B., & Singla, A. (2023). *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*. McKinsey & Company. Obtenido de <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023>
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). *THE IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON INNOVATION*. Cambridge, MA: NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH.
- Dealroom. (2025). *The Spanish tech ecosystem Report 2025*.

- Garfield, E. (November de 1972). Citation analysis as a tool in journal evaluation. *Science*, 178(4060), 471–479. Obtenido de <https://www.science.org/doi/10.1126/science.178.4060.471>
- Georgieva, K. (2024). AI Will Transform the Global Economy. Let's Make Sure It Benefits Humanity. Obtenido de <https://www.imf.org/en/blogs/articles/2024/01/14/ai-will-transform-the-global-economy-lets-make-sure-it-benefits-humanity>
- Griffiths, T. L., & Steyvers, M. (2004). Finding scientific topics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 5228–5235. Obtenido de <https://www.pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.0307752101>
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in science & engineering*, 90-95.
- ICEX-Invest in Spain. (29 de November de 2024). *ICEX-Invest in Spain*. Obtenido de <https://www.investinspain.org/content/icex-invest/en/noticias-main/2024/atomico.html>
- Indesia. (2025). *BARÓMETRO DE ADOPCIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LAS PYMES ESPAÑOLAS*.
- Jordahl, K. (2016). *Geopandas documentation*.
- Kuckertz, A. B., Hinderer, S., Morales Reyes, C. A., Prochotta, A., Steinbrink, K. M., & Berger, E. S. (2020). Startups in times of crisis – A rapid response to the COVID-19 pandemic. *Journal of Business Venturing Insights*.
- Laila, N., Sucia Sukmaningrum, P., Saini Wan Ngah, W. A., Nur Rosyidi, L., & Rahmawati, I. (2024). An in-depth analysis of digital marketing trends and prospects in small and medium-sized enterprises: utilizing bibliometric mapping. *Cogent Business & Management*.
- Leopold, T. A., Di Battista, A., Jativa, X., Sharma, S., Li, R., & Grayling, S. (2025). *Future of Jobs Report 2025*. World Economic Forum. Obtenido de <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/>
- Li, M. (2025). *Top 100 AI Startup Funding & Investment Statistics [2025]*. Obtenido de <https://www.secondtalent.com/resources/ai-startup-funding-investment/>
- Li, X., Long, Y., Fan, M., & Chen, Y. (2022). Drilling down artificial intelligence in entrepreneurial management: A bibliometric perspective. *Systems research and behavioral science*, 379-396.

- Lotka, A. J. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, 16(12), 317–323. Obtenido de <https://www.jstor.org/stable/24529203>
- Maslej, N., Fattorini, L., & Perrault, C. R. (2025). *Artificial Intelligence Index Report 2025*. Obtenido de <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>
- Mateo, F. W., & Redchuk, A. (2024). Artificial Intelligence as a Process Optimization driver under industry 4.0 framework and the role of IIoT, a bibliometric analysis. *Journal of Industrial Integration and Management*, 357-372.
- McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in Python. *scipy*, 51-56.
- McKinsey & Company. (2025). *The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation*. Obtenido de <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>
- Obschonka, M., Grégoire, D. A., Nikolaev, B., Ooms, F., Lévesque, M., Pollack, J. M., & Behrend, T. S. (2024). Artificial Intelligence and Entrepreneurship: A Call for Research to Prospect and Establish the Scholarly AI Frontiers. Obtenido de <https://doi.org/10.1177/10422587241304676>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2024). Artificial intelligence, productivity and the future of work. Obtenido de <https://www.oecd.org/en/topics/policy-issues/artificial-intelligence.html>
- Passas, I. (2024). Bibliometric Analysis: The Main Steps. *Encyclopedia 2024*, 4(2), 1014-1025. Obtenido de <https://doi.org/10.3390/encyclopedia4020065>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., . . . Dubourg, V. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *the Journal of machine Learning research*, 2825-2830.
- PwC. (7 de May de 2025). *pwc.es*. Obtenido de [pwc.es: https://www.pwc.es/es/sala-prensa/notas-prensa/2025/adopcion-ia-impulso-pib-mundial.html](https://www.pwc.es/es/sala-prensa/notas-prensa/2025/adopcion-ia-impulso-pib-mundial.html)
- Redondo-Rodríguez, M. D., Diaz-Garrido, E., P.-B. Y., & Ramón-Jerónimo, M. Á. (2025). Entrepreneurship and artificial intelligence: a bibliometric analysis. *The Journal of Technology Transfer*, 1840-1872.
- Sklavos, G., Duquenne, M. N., & Theodossiou, G. (2022). Green entrepreneurship and digital transformation of SMEs in food industry: A bibliometric analysis. *Scientific Annals of Economics and Business*, 651-668.
- South Summit. (2025). *Mapa del Emprendimiento 2025*.

- StartupBlink. (2025). *Global startup ecosystem index 2025 (report PDF)*. Obtenido de https://sydna-startups.gr/wp-content/uploads/2025/07/startupecosystemreport2025_compressed-1.pdf
- Thakur, J., & Kushwaha, B. P. (2024). Artificial intelligence in marketing research and future research directions: Science mapping and research clustering using bibliometric analysis. *Global Business and Organizational Excellence*, 139–155. Obtenido de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/joe.22233>
- Tracxn Technologies. (2025). *India Tech – H1 2025 report (PDF)*. Tracxn Technologies. Obtenido de https://cdn.tracxn.com/marketing-campaigns/India_Tech_-_H1_2025_Report___20-Jun-2025_ABQKPBsVkuxO-F4YJ2EZX.pdf
- Verma, P., Kumar, V., Yalcin, H., & Daim, T. (2023). Organizational architecture of strategic entrepreneurial firms for digital transformation: a bibliometric analysis. *Technology in Society*.
- Vial, G. (2021). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *Managing digital transformation*, 13-66.
- Yang, Y., John, A., & Mohelská, H. (2025). The drivers of female entrepreneurship: A bibliometric analysis of the literature. *South African Journal of Economic and Management Sciences*.
- Zhang, N., Wu, H., & Li, C. (2025). Improving the foundations of bibliometric analysis: a call for search strategy standardization. *International Journal of Surgery*, 8720-8721.
- Zupic, I., & Cater, T. (2015). Bibliometric Methods in Management and Organization. *Organizational Research Methods*, 429-472. Obtenido de <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1094428114562629>

9. Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa

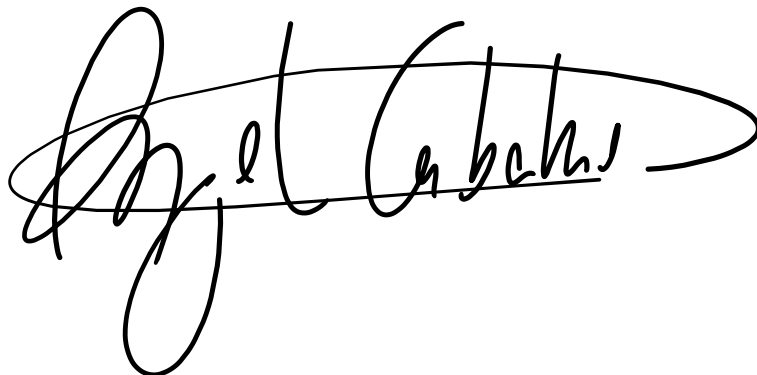
Por la presente, yo, Ángel Caballero García, estudiante de Doble Grado de ADE y Business Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "La Inteligencia Artificial en el estudio del emprendimiento e innovación en startups: evolución y tendencias en la investigación científica", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Crítico:** Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.
3. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
4. **Metodólogo:** Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
5. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
6. **Estudios multidisciplinares:** Para comprender perspectivas de otras comunidades sobre temas de naturaleza multidisciplinar.
7. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
8. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
9. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
10. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 15 de Febrero 2026

Firma:

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Ángel Caballero García', written in a cursive style. The signature is enclosed within a large, horizontal, hand-drawn oval shape.