



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

La Inteligencia Artificial en la investigación sobre emprendimiento e innovación: evolución y tendencias en publicaciones científicas

Autor: Ignacio Zubiria Penide

Director: Víctor Pérez Segura

MADRID | Junio 2026

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos de Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces.

Por la presente, yo, Ignacio Zubiria Penide, estudiante del Grado en Administración y Dirección de Empresas de la Universidad Pontificia Comillas, al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado “La Inteligencia Artificial en la investigación sobre emprendimiento e innovación: evolución y tendencias en publicaciones científicas”, declaro que he utilizado herramientas de Inteligencia Artificial Generativa únicamente en el contexto de las actividades descritas a continuación:

Brainstorming de ideas de investigación: Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación y enfoques metodológicos del trabajo.

Crítico: Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender

Referencias: Usado conjuntamente con otras herramientas para identificar referencias preliminares que posteriormente he contrastado y validado.

Metodólogo: Para explorar métodos aplicables al análisis bibliométrico y la revisión sistemática.

Interpretación de código: Para realizar análisis de datos preliminares.

Estudios multidisciplinares: Para comprender perspectivas de otras comunidades sobre temas de naturaleza multidisciplinar.

Corrector de estilo literario y de lenguaje: Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto en algunos fragmentos del trabajo.

Revisor: Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.

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. 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: Mayo 2026

Firma: Ignacio Zubiria Penide

ÍNDICE

1. Introducción.....	8
1.1. Contextualización y justificación.....	8
1.2. Relevancia académica y práctica.....	9
1.3. Objetivo general y específicos.....	10
1.4. Estado de la cuestión.....	11
1.5. Estructura del trabajo.....	12
2. Marco Teórico.....	13
2.1. La confluencia entre IA, emprendimiento e innovación.....	13
2.2. Marcos teóricos que articulan la relación.....	14
2.3. La IA como motor del proceso innovador: mecanismos clave.....	16
2.4. La complementariedad humano-IA y los modelos algorítmicos.....	18
3. Metodología.....	20
3.1. Diseño de la investigación y enfoque metodológico.....	20
3.2. Estrategia de búsqueda bibliométrica y criterios de selección.....	21
3.3. Herramientas de análisis: VOSviewer y Bibliometrix.....	22
3.4. Variables y procedimiento analítico.....	23
3.5. Análisis semántico mediante modelos Transformer (BERTopic).....	23
4. Análisis y Resultados.....	25
4.1. Evolución temporal de las publicaciones (2010–2024)	25
4.2. Principales grupos temáticos del campo.....	27
4.3. Tendencias emergentes (2022–2024)	30
4.4. Publicaciones académicas representativas.....	31
4.5. Países, revistas y autores más activos del campo.....	32
4.6. Validación semántica mediante BERTopic.....	35
5. Discusión.....	39
5.1. Interpretación crítica de los resultados.....	39
5.2. Implicaciones prácticas para los distintos actores.....	40
5.3. Limitaciones del estudio.....	41
6. Conclusiones.....	42
7. Bibliografía.....	44

ÍNDICE DE TABLAS Y GRÁFICO

Tabla 1. Criterios de inclusión y exclusión del corpus (protocolo PRISMA)	21
Gráfico 1. Evolución temporal de las publicaciones (2010-2024).....	26
Tabla 2. Principales grupos temáticos del campo (2010–2024)	27
Tabla 3. Revistas con mayor volumen de publicación en el campo.....	33
Tabla 4. Artículos más citados del corpus de análisis (N=159)	34
Tabla 5. Tópicos identificados por BERTopic y distribución temporal.....	35

RESUMEN

El Trabajo de Fin de Grado realizado analiza la evolución y las tendencias de la investigación centrada en la Inteligencia Artificial (IA) y su papel sobre el emprendimiento y la innovación. Este trabajo identifica las principales tendencias, hitos y líneas emergentes del campo mediante una revisión sistemática de la literatura basada en el protocolo PRISMA y en un análisis bibliométrico de artículos en la base de Scopus publicados durante el periodo de 2010-2024. Los resultados muestran un crecimiento exponencial de la investigación en el campo a partir de 2019, además de la consolidación de ocho grandes grupos temáticos entre los que destacan la automatización de procesos, los modelos de negocio basados en la IA o la tendencia emergente hacia modelos de sostenibilidad. La investigación también demuestra que la IA no es solo una herramienta tecnológica avanzada, sino que se presenta como un nuevo marco conceptual que reconfigura el proceso de innovación y el ecosistema emprendedor, teniendo un impacto significativo para investigadores, directivos y responsables políticos.

Palabras clave: inteligencia artificial; emprendimiento; innovación; análisis bibliométrico; revisión sistemática.

ABSTRACT

This Bachelor's Thesis conducted analyzes the evolution and trends of research focused on Artificial Intelligence (AI) and its role in entrepreneurship and innovation. This study identifies the main trends, milestones, and emerging lines of the field through a systematic literature review based on the PRISMA protocol and a bibliometric analysis of articles in the Scopus database published during the period 2010–2024. The results show an exponential growth of research in the field from 2019 onwards, as well as the consolidation of eight major thematic groups, among which process automation, AI-based business models, and the emerging trend toward sustainability models stand out. The research also demonstrates that AI is not only an advanced technological tool but is presented as a new conceptual framework that reshapes the innovation process and the entrepreneurial ecosystem, having a significant impact on researchers, managers, and policy makers.

Keywords: artificial intelligence; entrepreneurship; innovation; bibliometric analysis; systematic review.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Contextualización y justificación

La irrupción de la Inteligencia Artificial (IA) en la economía y en el mundo empresarial constituye uno de los cambios tecnológicos y estructurales más relevantes del siglo XXI. Desde el año 2009 se han registrado avances en el aprendizaje, donde la IA se entendía como un área reservada a la investigación avanzada, para transformarse en lo que Cockburn, Henderson y Stern (2018) denominaron un nuevo método de invención de propósito general (general-purpose method of invention): una tecnología capaz de reconfigurar los mecanismos a través los cuáles las economías generan conocimiento y lo convierten en valor, para su posterior aprovechamiento.

Este proceso de transformación no es meramente especulativo. En el ámbito de la economía de la innovación, Brynjolfsson, Rock y Syverson (2019) han documentado cómo las tecnologías de propósito general, desde la máquina de vapor hasta la electricidad, muestran un patrón histórico recurrente: un periodo durante el cual la productividad sufre una fase en la que se realizan inversiones tecnológicas sin beneficios demostrables en la eficiencia, seguido de una fase de amplia difusión en la que el impacto macroeconómico se materializa con plena totalidad. Brynjolfsson et al. (2019), argumentan que la IA se encuentra actualmente en ese umbral entre ambos periodos, donde las técnicas de medición sobre la productividad no muestran el alcance real de la transformación, lo cual exige analizar con cautela la interpretación tanto del entusiasmo como el escepticismo que rodean a esta nueva herramienta.

En el ámbito más específico sobre el emprendimiento y la innovación empresarial, este poder transformador tiene un efecto directo y cuantificable en la producción de artículos científicos internacionales. La base de datos Scopus registraba solamente una docena de artículos anuales sobre la IA y emprendimiento antes de 2016. En 2024, esa cifra superó las treinta y cinco publicaciones anuales, mostrando una aceleración de crecimiento que ninguna otra tecnología había experimentado en las últimas dos décadas (Siddiqui, Mumtaz y Ahmad, 2024). Este rápido crecimiento en la publicación de artículos científicos refleja tanto la consolidación de la IA en cuanto a su desarrollo de investigación, como el asentamiento del campo del emprendimiento el cual ha integrado la tecnología como variable explicativa dentro de sus prioridades.

Este trabajo lo que busca precisamente es esa intersección entre conceptos. El propósito no es desarrollar los conceptos de IA, emprendimiento e innovación de forma separada, ya que cada uno tiene largas definiciones e interpretaciones académicas, sino analizar como las investigaciones en artículos científicos, entre el periodo 2010-2024, han creado un estudio propio en torno a la relación entre ellos. En términos de Donthu et al. (2021, p. 285) se trata de un ejercicio de cartografía del conocimiento científico (science mapping), orientado a identificar las estructuras intelectuales, las tendencias emergentes y las lagunas que definen su estado actual.

1.2. Relevancia académica y práctica

Desde el punto de vista académico, la relevancia de realizar este trabajo se basa en la ausencia de artículos o revisiones en lengua española, que integren tanto el análisis bibliométrico como una síntesis cualitativa sobre esta triple relación. Con esto no se afirma que hay falta de documentos de cada campo por separado, pero sí sobre el triple nexo de conceptos.

Los recientes estudios en inglés, en especial los de Boateng et al. (2024) y Siddiqui et al. (2024), se muestran como ejemplos importantes para organizar la investigación sobre la inteligencia artificial y el emprendimiento desde un punto de vista bibliométrico. Sin embargo, aunque describen un análisis detallado de la trayectoria y los principales grupos temáticos del campo, se centran demasiado en representar el panorama científico, dejando de lado a un posible análisis más profundo entre la evolución de la literatura y su articulación con marcos teóricos específicos, principal objetivo del presente estudio.

La revisión de *Frontiers in Education* (2025), que analizó 489 artículos de Scopus y Web of Science (2010–2024) combinando análisis bibliométrico y modelado temático LDA (Latent Dirichlet Allocation), es lo que mas se puede aproximar al trabajo propuesto, aunque su foco se centra más en la educación emprendedora.

Desde un punto de vista práctico, identificar que nuevos conocimientos se han generado, y cuales persisten, es fundamental para formular estrategias empresariales, políticas de I+D y programas de formación. En un contexto donde la IA proporciona a las pequeñas y medianas empresas acceso a recursos que anteriormente estaban disponibles solo para grandes corporaciones, los gerentes y propietarios de negocios requieren dar un marco de

razonamiento sólido y una guía para el uso de estas tecnologías (Yesuf, 2025). Por lo tanto, instituciones académicas comprometidas a la formación de líderes empresariales como bien puede ser ICADE, tienen especial interés a la síntesis del conocimiento existente sobre el tema.

Finalmente, cabe señalar la relevancia que tiene este trabajo en el contexto que atravesamos sobre el debate del impacto de la IA en el mercado laboral y en la distribución de los beneficios del progreso tecnológico. Acemoglu (2021) argumenta que la IA actual está sesgada a favor de un tipo de automatización que puede en realidad disminuir el bienestar social y que la narrativa del progreso tecnológico neutral puede estar ocultando un diseño con profundas implicaciones distributivas. Esta crítica, que la literatura sobre emprendimiento e innovación ha tardado en incorporar, merece una revisión en cualquier artículo objetivo sobre este tema.

1.3. Objetivo general y específicos

El objetivo general de esta tesis es analizar la evolución y las principales tendencias de la investigación científica sobre la Inteligencia Artificial en relación con el emprendimiento y la innovación. Este objetivo se logra mediante una revisión de la literatura y un análisis bibliométrico comprendido desde 2010 hasta 2024, con el fin de identificar las estructuras del campo, los patrones de crecimiento y sus líneas emergentes.

El primer objetivo específico es identificar y clasificar los principales grupos temáticos que estructuran el campo de investigación en torno a la IA, el emprendimiento y la innovación, describiendo sus contenidos, sus relaciones y sus fuentes.

El segundo objetivo específico es describir la evolución temporal de la producción científica internacional durante el período 2010–2024, identificando los hitos tecnológicos e institucionales que han marcado cambios significativos en el campo.

El tercer objetivo específico es detectar las tendencias emergentes y las líneas de investigación con mayor proyección futura, con especial atención a la IA generativa, el sesgo algorítmico y la complementariedad humano-IA en el proceso emprendedor.

El cuarto objetivo específico es extraer implicaciones prácticas del conocimiento acumulado para investigadores, directivos emprendedores y responsables de política económica e industrial.

1.4. Estado de la cuestión

La investigación sobre la IA, el emprendimiento y la innovación se encuentra en una fase de rápida consolidación, aunque encontramos que su desarrollo empírico y su madurez teórica tienen un desarrollo asimétrico. Los estudios disponibles nos permiten tener un panorama del conocimiento acumulado que justifica y contextualiza la presente investigación.

En lo relativo a la relación entre IA y emprendimiento, los trabajos de Obschonka y Audretsch (2020) y de Shane y Venkataraman (2000) han establecido el marco conceptual básico, mientras que artículos como el de Boateng et al. (2024) sobre 127 publicaciones Scopus del período comprendido entre 2007 y 2023, han comenzado a cartografiar el campo. El hallazgo más relevante de esta última es la identificación de una paradoja. Esta explica como los artículos más citados son, con frecuencia, aquellos que no tienen un marco teórico claro, lo que indica que hay un problema entre la visibilidad académica y rigor conceptual que el campo debe de superar.

En cuanto a la relación entre IA e innovación, el trabajo de Cockburn, Henderson y Stern (2019) sirve como primer punto de referencia, al documentar empíricamente el papel de la IA como método de invención de propósito general. Cuando se analiza ese trabajo, combinado con los análisis macroeconómicos de Brynjolfsson et al. (2019) sobre la paradoja de la productividad digital, constituye el marco dominante en la literatura anglosajona. Sin embargo, la mayoría de los estudios empíricos disponibles se centran en grandes empresas y economías avanzadas, y pasa por alto el impacto de la IA en pymes y en contextos institucionales menos desarrollados (Yesuf, 2025).

Desde el punto de vista metodológico, el campo ha avanzado desde los primeros estudios exploratorios y descriptivos hasta revisiones sistemáticas de mayor rigor, apoyadas en el protocolo PRISMA (Moher et al., 2009) y en las herramientas bibliométricas como VOSviewer (Van Eck y Waltman, 2010) y Bibliometrix (Aria y Cuccurullo, 2017). Esta metodología, en cambio, convive con una fragmentación disciplinaria que dificulta la

acumulación acumulativa de conocimiento. Los estudios de economía de la innovación, los de gestión estratégica y los de emprendimiento rara vez se citan entre sí de manera sistemática, generando falta de conexión entre el conocimiento y ausencia de comunicación.

Con este contexto, el estudio busca contribuir a la síntesis integradora del campo, adoptando un enfoque que combina la perspectiva cuantitativa del análisis bibliométrico (sobre un corpus propio de 159 artículos Scopus) con la síntesis cualitativa crítica de los marcos teóricos y los hallazgos empíricos más relevantes.

1.5. Estructura del trabajo

Este trabajo consta de siete partes. Tras esta introducción, la segunda parte construye el marco teórico, abordando desde una perspectiva integrada, no separada por conceptos, la confluencia entre IA, emprendimiento e innovación, los marcos teóricos que articulan sus relaciones y los mecanismos concretos mediante los cuales la IA reconfigura el proceso de innovación emprendedora.

La tercera parte del trabajo presenta la metodología, describiendo el diseño de la investigación, la estrategia de búsqueda con los criterios de inclusión y exclusión del corpus, y las herramientas de análisis bibliométrico empleadas. La cuarta parte contiene el análisis y los resultados, organizado en seis secciones: la evolución temporal de las publicaciones, los principales grupos temáticos, las tendencias emergentes, las publicaciones representativas del campo, el análisis de países, revistas y autores más activos, este último basado en el corpus propio de Scopus, y la validación semántica mediante BERTopic.

La quinta sección se discuten los resultados críticos del estudio, extrayendo implicaciones prácticas y subrayando las limitaciones del estudio. La sexta parte recoge las conclusiones principales, estructuradas en torno a los objetivos presentados en la introducción. Y el trabajo finalizará con la bibliografía completa en formato APA séptima edición.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. La confluencia entre IA, emprendimiento e innovación

Como punto de partida para entender la confluencia entre la IA, el emprendimiento y la innovación se necesita analizar la relación entre estos que, exige, situar la IA dentro del marco teórico sobre las tecnologías de propósito general. Bresnahan y Trajtenberg (1995, pp. 84–85) definieron las tecnologías de propósito general como tecnologías que satisfacen tres condiciones: La primera es la pervasividad, en el sentido de que pueden ser adoptadas en un número amplio de sectores económicos. La segunda es que deben tener una mejora continua en el tiempo, de modo que su productividad a la que se va asentando la nueva tecnología. En tercer lugar, es la capacidad para generar innovaciones complementarias en otros sectores, sirviendo como base para nuevas tecnologías y modelos de negocio. La IA cumple con creces los tres criterios. Su aplicación es universal, abarcando fabricación, servicios financieros, atención médica y educación. Su crecimiento es sostenido y acelerado. Y según Cockburn, Henderson y Stern (2018) tiene capacidad para impulsar innovaciones adicionales bien documentadas.

En relación con la última de las tres condiciones, Cockburn et al. (2018) propusieron una nueva dimensión al análisis del emprendimiento innovador. Argumentan que la IA aparte de actuar tanto como una tecnología de propósito general, actúa como una herramienta de invención de propósito general, es decir, como una tecnología que modifica como se crean otras tecnologías. Esta distinción es fundamental, ya que defienden que la IA no solo crea nuevos mercados o reduce costes en los mercados existentes, sino que transforma la forma en la que se crea el conocimiento. Los autores respaldan este argumento evaluando la evolución de publicaciones relacionadas con IA en PubMed y arXiv a partir de 2009, cuando el aprendizaje sobre el tema empezó a modificar el marco predominante sobre los métodos y funcionalidades de la IA conocido hasta entonces.

Este cambio en la función de la IA tiene implicaciones directas sobre el emprendimiento. Según Shane y Venkataraman (2000), el emprendimiento es el estudio de cómo se descubren, evalúan y explotan las oportunidades para crear bienes y servicios para el futuro. La IA transforma los tres aspectos clave del emprendimiento: esta amplía significativamente las nuevas oportunidades detectables ya que es capaz de procesar enormes cantidades de datos. Además, cambia por completo quién puede identificarlas ya que los análisis pasan a ser fácilmente accesibles, antes reservadas a grandes

organizaciones. Y, por último, cambia los resultados de explotación ya que habilita nuevos modelos, como pueden ser plataformas de datos, que pueden escalar a una magnitud que no tiene precedentes. (Boateng et al., 2024).

Por otro lado, la innovación se incorpora a este marco como un paso intermedio en el cual las oportunidades surgidas del proceso de emprendimiento se transforman en valor económico y social. Schumpeter (1934) señaló que la innovación constituye el motor del desarrollo capitalista, señalando los cinco tipos de innovación. Estos son la innovación en nuevos productos, innovación de métodos de producción, innovación de nuevos mercados, innovación en materias primas e innovación en la organización industrial. Acemoglu (2021), en cambio, añade una dimensión que Schumpeter no consideró, la capacidad de automatizar procesos complejos, que, hasta su invención, eran actividades creativas y únicas de los seres humanos.

En consecuencia, la intersección entre estos tres elementos no es ni puede analizarse como una simple suma entre los tres campos. Por lo que la literatura reciente tiende a hacer una intersección donde crea un nuevo campo, caracterizado por un conjunto de principios para dar respuesta a sus dinámicas particulares. El enfoque de cartografía del conocimiento científico propuesto por Donthu et al. (2021) y aplicado al campo de la IA y el emprendimiento por Boateng et al. (2024) es exactamente la metodología que diseña este trabajo.

2.2. Marcos teóricos que articulan la relación

2.2.1. La teoría de las capacidades dinámicas

La teoría de las capacidades dinámicas, formulada por Teece, Pisano y Shuen (1997) y posteriormente revisada por Teece (2007), sostiene que, en entornos de rápido cambio, la ventaja competitiva no reside en los recursos que la empresa posee en esos momentos, sino que esa ventaja se encuentra en como estas empresas piensan y actúan antes esos momentos cambiantes, reconfigurando sus competencias de manera continua. Teece et al. (1997, p. 516) desarrollan en su teoría los distintos tipos de capacidades; las ordinarias que se basa en la forma en la que las empresas ejecutan las cosas de manera eficiente, y las dinámicas que la definen como la capacidad de la empresa para integrar, desarrollar y reconfigurar competencias internas y externas para abordar entornos que cambian

rápidamente. Además, argumentan que son las capacidades dinámicas las que determinan la ventaja competitiva.

En el contexto de la IA, esta perspectiva resulta muy valiosa ya que permite comprender por qué la mera adopción de tecnologías de IA no garantiza llegar a tener ventajas competitivas. Yesuf (2025) demuestra, en su revisión sistemática de 177 publicaciones Scopus sobre IA en pymes (2020–2024), que aquellas empresas que transforman con éxito las tecnologías de IA en capacidades dinámicas y las integran en los procesos corporativos de aprendizaje continuo, ajuste estratégico y reestructuración del modelo de negocio experimentan tasas mucho más altas de crecimiento e innovación en comparación con aquellas que utilizan las tecnologías de IA simplemente como herramientas operativas. Por lo que, a pesar de ser una nueva tecnología, el umbral clave reside en el aspecto organizacional.

Esto ofrece una visión fundamental que deben seguir los emprendedores, la cual es que de nada sirve invertir en tecnología de IA sin invertir simultáneamente en las capacidades organizativas necesarias para gestionarla estratégicamente. El estudio de Ghezzi y Cavallo (2020) sobre startups digitales confirma esta tesis: las empresas que combinaron el modelo de tipo Lean Startup Approaches (LSAs) con la integración de retroalimentación algorítmica de IA obtuvieron mejores resultados que las que emplearon cualquiera de los dos enfoques de forma separada.

2.2.2. La teoría del spillover de conocimiento emprendedor (KSTE)

La Knowledge Spillover Theory of Entrepreneurship (KSTE), formulada por Audretsch y Keilbach (2007), dice que el emprendimiento surge porque existen formas de comercializar el conocimiento que las empresas no son capaces de explotar o directamente no quieren hacerlo. Mientras que la mayoría de las formas de capital se distribuyen de manera equitativa, la formación de conocimiento no lo es, ya que el conocimiento se concentra en determinadas organizaciones y regiones, y los derrames (spillovers) generan brechas de conocimiento dando a lugar a métodos de emprendimiento.

D'Alessandro, Santarelli y Vivarelli (2024) extienden el marco de la teoría del spillover de conocimiento emprendedor, mencionada anteriormente, al analizar el papel de la inteligencia artificial como tecnología habilitadora. Estos demuestran que el stock local

de conocimiento en IA genera spillovers que favorecen la entrada innovadora, especialmente en los sectores relacionados con la IA y tecnológicamente avanzados. Por un lado, la IA potencia la producción de conocimiento en laboratorios corporativos y centros de investigación públicos. Por otro, al reducir los costes de creación de startups basadas en datos y algoritmos, rebaja las barreras de entrada para los emprendedores que buscan aprovechar el conocimiento. Esto conduce a un aumento en la tasa de desarrollo de nuevas empresas basadas en tecnología en regiones con una alta concentración de investigación en IA.

Desde la perspectiva de la investigación en emprendimiento e innovación, la extensión de la KSTE en el ámbito de la IA, indica que el nivel de análisis relevante no es una empresa individual, sino el ecosistema en el que opera. Esto explica la tendencia creciente de la literatura en adoptar un enfoque sistémico para estudiar el papel de la IA en el emprendimiento innovador.

2.2.3. La perspectiva de la innovación abierta y los ecosistemas

Chesbrough (2003) sostiene que las ideas no explotadas internamente deben poder salir de la organización y que, de manera complementaria, el conocimiento del exterior debería incorporarse a los procesos innovadores internos. Desde esta manera, la inteligencia artificial encaja perfectamente en el marco de la innovación abierta, ya que su desarrollo depende del acceso a datos a gran escala, de infraestructuras computacionales compartidas y de la capacidad de investigación.

Adner (2017) extendió esta perspectiva al proponer el concepto de ecosistema como estructura. Esto se basa en la necesidad de un conjunto de acciones llevadas a cabo por diversos actores para que una propuesta de valor llegue al mercado. Bajo este marco, el ecosistema de la IA emprendedora incluye startups, corporaciones tecnológicas, inversores de capital riesgo que emplean IA para filtrar de proyectos, aceleradoras que utilizan algoritmos predictivos para la selección de carteras y reguladores que establecen las condiciones del ecosistema.

2.3. La IA como motor del proceso innovador: mecanismos clave

Más allá de los marcos teóricos, los estudios recientes identifican diversas formas en las que la inteligencia artificial está reformulando el proceso de innovación aplicado al

mundo empresarial. Los mecanismos mencionados anteriormente no trabajan de forma aislada, sino que interactúan entre ellas para generar un impacto positivo en la productividad. En este sentido, Brynjolfsson, Rock y Syverson (2019) argumentan que las consecuencias económicas de la IA dependen fundamentalmente en la capacidad de complementar las inversiones de la organización para formar un nuevo patrón que incremente esa productividad.

El primer mecanismo es la aceleración del ciclo de I+D. En comparación con los métodos tradicionales, la inteligencia artificial tiene la capacidad de recorrer los espacios de soluciones más rápidamente. Cockburn et al. (2018) documentan que estos modelos de aprendizaje profundo son capaces de ahorrarse investigaciones experimentales que se prolongaban en el tiempo, en el campo de materiales y productos químicos. Aplicado a este el tema del emprendimiento, dicha aceleración puede significar ciclos de desarrollo de producto más rápidos, y la capacidad de abordar cambios en la demanda de manera rápida y efectiva.

El siguiente mecanismo se basa en la personalización masiva de productos y servicios. Debido a que la IA tiene la capacidad de procesar datos algorítmicos de tan gran escala, esto permite ofrecer propuestas de valor a costes con márgenes prácticamente nulos, por lo que esa brecha entre la personalización y su escala desaparece completamente. Ghezzi y Cavallo (2020) describen este mecanismo poniendo de ejemplo empresas de comercio electrónico y servicios financieros digitales que desarrollaron modelos de negocio de personalización masiva que eran inalcanzables con métodos convencionales.

El tercer mecanismo se basa en la ampliación del radar de oportunidades. Al poder usar sistemas de procesamiento de lenguaje natural o sistemas de análisis predictivos, permite pronosticar tendencias y evaluar potencial en el mercado que tradicionalmente iban mas allá de las capacidades humanas (Boateng et al., 2024). Este mecanismo esta directamente relacionado con lo que dicen Shane y Venkataraman (2000) sobre que la inteligencia artificial no reemplaza el juicio de la persona, pero si que amplía el espacio que ese juicio puede explorar.

El cuarto mecanismo es hacer que las capacidades sofisticadas sean altamente accesibles para todos. Los servicios que ofrece la IA han transferido capacidades de análisis y automatización a startups que, previamente, eran completamente inaccesibles debido a

que requerían grandes inversiones de I+D. Sin embargo, Yesuf (2025, p. 8) señala que la mayoría de estos servicios están controlados por un pequeño número de empresas estadounidenses y chinas, por lo que puede crear una dependencia estructural afectando la autonomía de emprendedores de otras regiones.

El último mecanismo es el desarrollo de nuevos modelos de negocio nativos de IA. Según Siddiqui et al. (2024) los modelos basados en datos como activo central, que generan valor a través de efectos red y retroalimentación algorítmica, están reemplazando a aquellos modelos de negocio tradicionales en sectores clave como la logística, finanzas, salud o entretenimiento. Mientras que los modelos de negocio tradicionales tienen una lógica de valor estable, los modelos de negocio que parten de la IA ofrecen un valor dinámico ya que el algoritmo aprende a medida que se crean nuevos datos por los usuarios del modelo.

2.4. La complementariedad humano-IA y los modelos de negocio algorítmicos

Los marcos teóricos desarrollados en los apartados anteriores sobre capacidades dinámicas (Teece, 2007), la Knowledge Spillover Theory of Entrepreneurship (Audretsch y Keilbach, 2007) e innovación abierta (Chesbrough, 2003) ofrecen herramientas conceptuales para interpretar la evolución del campo científico que este trabajo analiza. Sin embargo, la literatura reciente apunta a que estas teorías, formuladas antes de la consolidación de la inteligencia artificial como teoría de propósito general, deben de ser complementadas con dos perspectivas adicionales.

La primera es la teoría de complementariedad entre la inteligencia humana y la IA, la cual emerge como uno de los focos teóricos más relevantes del periodo 2022-2024 según *Frontiers in Education* (2025). Frente a los artículos iniciales centrados en la sustitución de las capacidades humanas desarrollado por Acemoglu (2021), la investigación más reciente indica que la IA actúa más como un sistema complementario al juicio de la persona física. Esto indica que la IA no descubre ni evalúa oportunidades de forma autónoma, sino que lo que hace es extender el espacio de exploración disponible para el emprendedor.

Esta idea de complementariedad resulta especialmente útil para interpretar los resultados obtenidos a partir del análisis bibliométrico. En particular puede servir para entender

como algunos grupos temáticos (G1, G3, G5) identificados en el apartado 4.2, pueden resultar como expresiones empíricas de este proceso de co-creación entre la inteligencia humana y la artificial.

Por otro lado, la segunda perspectiva se basa en los modelos de negocio nativos de la IA. Ghezzi y Cavallo (2020) documentan que la lógica de creación de valor en las startups digitales difiere cualitativamente de los modelos de creación de valor tradicionales. El activo central no es un producto o servicio en concreto, sino que el algoritmo aprende y se perfecciona en medida en que se usa, generando efectos red y capturando información de forma creciente.

En términos teóricos, esta evolución implica que aunque los marcos schumpeterianos sean útiles para analizar los efectos macroeconómicos de la IA, resultan insuficientes para explicar la dinámica interna que las empresas llevan a cabo para crear una ventaja competitiva sobre activos algorítmicos. Por ello, la ventaja competitiva no deriva solamente de poseer un algoritmo superior, sino de la capacidad de integrarlo y reconfigurarlo continuamente a medida que el entorno cambia, enlazándose con la idea de complementariedad entre IA y humano.

En síntesis, el marco teórico de este trabajo tiene como objetivo proporcionar los conceptos necesarios para interpretar con rigor los patrones que se van desarrollando durante el análisis bibliométrico.

3. METODOLOGÍA

3.1. Diseño de la investigación y enfoque metodológico

En este estudio se ha realizado tanto una revisión sistemática de la literatura (RSL) como un análisis bibliométrico. Estos métodos son enfoques distintos, pero que se complementan entre sí. Mientras que la revisión sistemática de la literatura ofrece rigor interpretativo al proceso de síntesis de conocimientos, el análisis bibliométrico aporta ese rigor cuantitativo en cuanto a la estructura del campo científico.

Por un lado, la revisión sistemática sigue el protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), que fue desarrollado por Moher et al. (2009) y, posteriormente, actualizado por Page et al. (2021). Este protocolo establece cuatro pasos clave: la identificación de registros mediante la búsqueda, cribado por título y resumen, lectura del texto completo para evaluar su elegibilidad e incorporación final al corpus para su análisis. La aplicación sistemática de este protocolo mejora la reproducibilidad del proceso y a su vez reduce significativamente el sesgo de elección.

Por otro lado, el análisis bibliométrico está diseñado según la metodología de Donthu et al. (2021) publicado en el Journal of Business Research. Donthu et al. (2021) diferencian entre el análisis de desempeño, que mide la productividad y el impacto de autores, revistas, instituciones y países y luego el mapeo científico, que representa la vinculación entre las ideas, autores y publicaciones. En este trabajo se utilizan ambos métodos de forma complementaria.

El corpus principal de este trabajo está compuesto por 159 artículos extraídos directamente de Scopus utilizando la siguiente ecuación de búsqueda: Título (“artificial intelligence” AND “entrepreneurship” AND “innovation”), aplicado al periodo entre 2010 y 2024, filtrando por tipo de documento “Artículo” y área temática “Business”, “Management” y “Accounting”. Los resultados de este análisis inicial se complementan y contrastan con los estudios bibliométricos de alta calidad, como los de Boateng et al. (2024) y Siddiqui et al. (2024), que emplearon Scopus y Web of Science como fuentes primarias, lo que aporta validez al análisis.

3.2. Estrategia de búsqueda bibliométrica y criterios de selección

La estrategia de búsqueda se aplicó en Scopus mediante la ecuación: Título (“artificial intelligence” AND “entrepreneurship” AND “innovation”). La inclusión de la palabra “innovation” incluye tanto los estudios sobre la relación entre la IA y el emprendimiento, como aquellos que abordan el fenómeno de la innovación tecnológica estrechamente relacionado al proceso emprendedor, lo cual corresponde completamente al enfoque del estudio. Además, se filtró la búsqueda aplicada al periodo entre 2010 y 2024, filtrando por tipo de documento “Artículo” y área temática “Business”, “Management” y “Accounting”, lo cual la búsqueda es precisa y concreto en lo que queremos estudiar. Esta búsqueda con los siguientes filtros, produjeron un corpus final de 159 artículos.

La Tabla 1 sintetiza los criterios de inclusión y exclusión aplicados en el proceso de selección del corpus, siguiendo el marco del protocolo PRISMA (Moher et al., 2009).

Tabla 1. Criterios de inclusión y exclusión del corpus (protocolo PRISMA)

Dimensión	Criterios de INCLUSIÓN	Criterios de EXCLUSIÓN
Tipo de documento	Artículos publicados en revistas científicas	Actas de congresos sin revisión ciega, editoriales
Idioma	Inglés o español	Cualquier otro idioma
Período temporal	2010–2024	Publicaciones anteriores a 2010
Temática	Intersección entre IA y emprendimiento y/o innovación como objeto de estudio principal	Artículos puramente técnicos o computacionales sin conexión con gestión empresarial o emprendimiento
Base de datos	Scopus	Otras bases de datos

Fuente: elaboración propia siguiendo el protocolo PRISMA (Moher et al., 2009).

Este proceso de elección ha seguido las cuatro fases del protocolo PRISMA. En la primera fase se identificaron los registros iniciales para realizar la ecuación de búsqueda apropiada. En la segunda fase se revisaron los registros en busca de cualquier duplicado

además de descartar aquellos irrelevantes por títulos y resumen. En la siguiente fase se leyeron aquellos artículos que habían pasado la anterior revisión. Y, por último, en la fase final, se concretó el corpus en 159 artículos para el análisis bibliométrico.

3.3. Herramientas de análisis: VOSviewer y Bibliometrix

El análisis bibliométrico requiere herramientas especializadas para procesar los datos exportados desde las bases de datos. Las dos más utilizadas en la literatura reciente son VOSviewer y el paquete Bibliometrix de R. Ambas han sido empleadas por los estudios primarios en los que se basa este trabajo, por lo que creo conveniente describir cada una de las herramientas para comprender los resultados.

VOSviewer fue desarrollado por Van Eck y Waltman (2010), y se trata de un software de visualización de redes bibliométricas como mapas de co-citación, co-autoría y cocurrencia de palabras clave. El software se especializa en la representación gráfica del agrupamiento de distancias semánticas de un campo científico. Van Eck y Waltman (2010, pp. 524-527) describen como Visualization of Similarities (VOS) al algoritmo de mapeo, y Multidimensional Scaling a las ventajas que tiene respecto a métodos alternativos. En este trabajo, las redes de co-ocurrencia de palabras clave y los principales clústeres temáticos que se describirán más adelante, se han construido a partir de los resultados de los estudios bibliométricos revisados, que emplearon VOSviewer en la base de datos de Scopus. Este enfoque de síntesis es coherente con el diseño de revisión adoptado en este trabajo.

Bibliometrix, desarrollado por Aria y Cuccurullo (2017) es un paquete de código abierto de R que ofrece un proceso de automatización de los indicadores bibliométricos clásicos, como análisis de productividad por autor, institución y país, y luego un índice de impacto H sobre análisis de citas utilizando la temática de análisis por agrupamiento. Aria y Cuccurullo (2017) explican el diseño de este paquete y su capacidad para trabajar con formatos exportados de Scopus y Web of Science. Bibliometrix ha sido empleado en varios de los artículos revisados, incluyendo el de Yesuf (2025) y Alpürk et al. (2025). En este trabajo, los indicadores bibliométricos presentados en el cuarto epígrafe se obtienen por la síntesis de resultados de los estudios principales, en lugar de utilizar el paquete directamente.

3.4. Variables y procedimiento analítico

Las variables analizadas son las siguientes: (a) número de publicaciones anuales, indicativo de la intensidad de la investigación; (b) frecuencia de las palabras clave que utilizan los autores, para enfocarse en los temas principales; (c) citas acumuladas por documento, que indica la influencia en los artículos; (d) distribución geográfica de los artículos científicos; y (e) estructura de los grupos temáticos, para indicar el marco del campo.

El procedimiento analítico consta de cuatro pasos. (1) recopilación del corpus a partir de los estudios seleccionados; (2) analizar el rendimiento de las palabras claves utilizadas por los autores y su distribución geográfica; (3) mapeo de los grupos temáticos para el marco del campo; y (4) síntesis interpretativa mediante la lectura de los documentos más influyentes, combinando tanto la perspectiva cuantitativa bibliométrica como la perspectiva cualitativa de la revisión sistemática de la literatura.

3.5. Análisis semántico complementario mediante modelos Transformer (BERTopic)

Con el objetivo de complementar el análisis bibliométrico descrito en los apartados anteriores y reforzar la validez de los grupos temáticos identificados, este trabajo incorpora un análisis semántico basado en el modelo BERTopic (Grootendorst, 2022). Este enfoque no sustituye el análisis bibliométrico de co-ocurrencia de palabras clave, sino que sirve de complemento actuando directamente sobre el contenido textual de los resúmenes del corpus, validando así los agrupamientos temáticos desde una perspectiva más profunda.

Los métodos bibliométricos tradicionales, como el análisis de co-ocurrencia de palabras clave mediante VOSviewer y Bibliometrix, ofrecen una representación estructural del campo basada en la frecuencia de términos asignados por los autores. Esto ofrece una limitación, ya que depende de los términos elegidos por los autores de cada artículo, por lo que puede dejar fuera relaciones semánticas relevantes entre conceptos, que no aparecen de manera conjunta, pero que tienen relación de contenido entre los textos de los artículos.

BERTopic es un modelo que permite identificar temas en un conjunto de textos mediante la descomposición del proceso de modelado de temas en varios pasos. El primero de estos pasos es la conversión de cada documento en un conjunto de representaciones vectoriales (embeddings) mediante modelos de lenguaje de tipo Transformer, específicamente variantes del modelo BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers, (Devlin et al., 2019), describiendo el significado contextual del documento en un espacio de alta dimensión. Una vez que la representación de cada documento está completa, se utiliza el algoritmo UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection), para proyectar estos embeddings en una dimensión mucho menor. El algoritmo UMAP preserva la estructura local de los datos, haciendo que las relaciones entre documentos similares sean más evidentes. El siguiente paso implica la agrupación de los datos de texto. Se utiliza el algoritmo HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) para agrupar documentos semánticamente similares. Finalmente, se utiliza c-TF-IDF (class-based Term Frequency–Inverse Document Frequency), para determinar las palabras clave representativas más importantes que diferencian cada tema del resto del corpus.

A diferencia del LDA, BERTopic no asume que las palabras son independientes del contexto, sino que, modela la similitud semántica entre documentos completos, lo que lo hace especialmente adecuado para corpus de tamaño reducido como el de este trabajo, donde los métodos basados exclusivamente en frecuencia de términos pueden producir resultados inestables.

4. ANÁLISIS Y RESULTADOS

4.1. Evolución temporal de las publicaciones (2010–2024)

La evolución temporal de publicaciones relacionadas con la IA, el emprendimiento y la innovación muestra tres fases diferenciadas caracterizadas por diferentes lógicas. Estas fases corresponden a la propuesta realizada por Boateng et al. (2024) y se alinea con los datos cuantitativos presentados por Siddiqui et al. (2024), proporcionando así validez convergente al análisis.

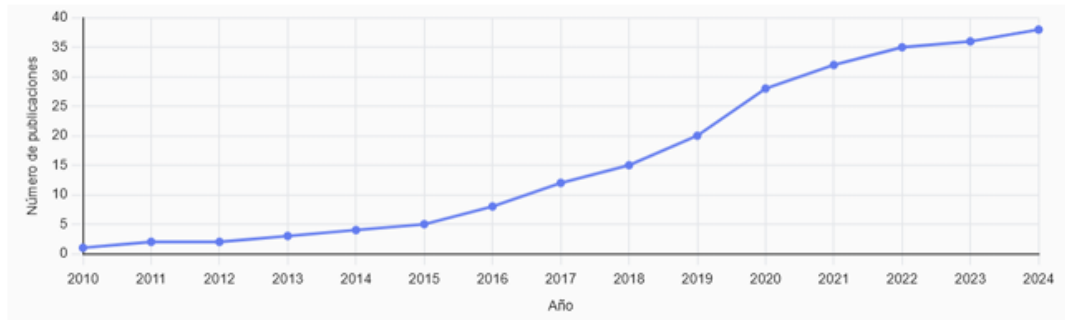
La primera fase es la de gestación que se comprende entre 2010 y 2015 la cual se caracteriza por una producción científica casi inexistente y de carácter conceptual. El número de publicaciones indexadas en Scopus que interseccionan los conceptos de IA, emprendimiento o innovación es inferior a cinco artículos anuales durante la mayor parte de este período, lo que demuestra la falta de comunidades científicas destinadas a su estudio. Las publicaciones en este período aparecieron principalmente en los campos de ciencias de la computación y sistemas de información, lo que indica una falta de investigación en gestión y emprendimiento. Por lo cual en este periodo empezaron a surgir preguntas de naturaleza exploratoria: ¿Puede la IA proporcionar una ventaja competitiva? ¿Qué actividades emprendedoras son automatizables?

La segunda fase se denomina emergencia disciplinaria y se comprende entre 2016 y 2019 la cual refleja la rápida difusión del aprendizaje profundo y la aparición de plataformas de datos. A partir de 2016, el número de publicaciones se multiplicó por tres o cuatro en comparación con la fase anterior, con enfoques de investigación más diversos. Esto incluyó los primeros estudios de casos sobre startups de IA, primeras encuestas a emprendedores sobre la adopción de la nueva tecnología y los primeros intentos de revisiones bibliométricas de campo (Boateng et al. 2024). Esta fase también capturó la primera gran ola de investigación internacional en el campo, con China, EE. UU. y Reino Unido aportando más del sesenta por ciento de las publicaciones según los datos de Siddiqui et al. (2024).

La tercera fase es la de consolidación y explosión entre 2020 y 2024 que se caracteriza por tres factores. Primero, el COVID-19 obligó a que muchas empresas realizaran transformaciones digitales, acelerando la integración de la IA en las empresas. Debido a la pandemia, se restringieron los canales de distribución físicos obligando a las empresas

a realizar transformaciones digitales a un ritmo sin precedentes. Segundo, las herramientas para el análisis bibliométrico maduraron, permitiendo la realización de estudios de revisión sistemática a mayor escala retroalimentando la producción del propio campo. Y, en tercer lugar, el lanzamiento de Chat GPT, junto con otros modelos de IA generativa en 2022, añadió una nueva dimensión en el campo.

Gráfico 1. Evolución temporal de las publicaciones (2010-2024)



Fuente: elaboración propia siguiendo la evolución temporal de publicaciones sobre IA, emprendimiento e innovación indexadas en Scopus durante el periodo 2010-2024

El siguiente gráfico sintetiza visualmente la evolución descrita anteriormente, confirmando la existencia de tres fases claramente diferenciadas en el desarrollo del campo: una etapa inicial de crecimiento limitado hasta 2015, una fase de expansión progresiva entre 2016 y 2019, y una etapa de crecimiento acelerado desde 2020. Este patrón evidencia un punto de inflexión a partir de finales de la década de 2010, coincidiendo con la consolidación de la inteligencia artificial como tecnología de propósito general y el auge de aplicaciones empresariales y modelos de negocio basados en datos.

Mirando el resultado desde una perspectiva cuantitativa, se refleja un crecimiento de las publicaciones anuales desde menos de diez en 2019 hasta más de treinta y cinco en 2024, según los datos consolidados de Siddiqui et al. (2024). *Frontiers in Education* (2025) confirma esta tendencia en su análisis de 489 artículos de Scopus y Web of Science, documentando además una creciente diversificación de las revistas publicadas: mientras que en la primera fase el campo estaba concentrado en tres o cuatro revistas especializadas, en la tercera fase se encuentran más de cien revistas sobre gestión, economía, psicología organizativa y educación.

Por otro lado, existe una preocupante centralización en la distribución geográfica de la producción científica. Los datos de Siddiqui et al. (2024) muestran que Estados Unidos, China y el Reino Unido concentran más del sesenta por ciento de las publicaciones del período, con India, Alemania y Australia conformando un grupo secundario. España presenta una presencia muy baja en la producción científica internacional sobre este tema, pese a contar con ecosistemas que fomentan el emprendimiento y con centros académicos de referencia. Esta brecha entre su relevancia práctica en el contexto español y su escasa visibilidad en la literatura internacional constituye, una justificación para realizar este trabajo.

4.2. Principales grupos temáticos del campo

El análisis de co-ocurrencia de palabras clave y el acoplamiento bibliográfico permiten identificar ocho grandes grupos temáticos dentro del marco conceptual del campo. Estos grupos se alinean con los identificados independientemente por Boateng et al. (2024) y por Siddiqui et al. (2024), lo que aporta validez adicional al análisis. La Tabla 2 resume los ocho grupos identificados, incluyendo su foco temático principal y su referencia.

Tabla 2. Principales grupos temáticos del campo de investigación IA–emprendimiento–innovación (2010–2024)

Grupo	Foco temático principal	Referencia teórica clave
G1. Reconocimiento de oportunidades	Cómo la IA amplía la detección y evaluación de oportunidades emprendedoras	Shane y Venkataraman (2000); Baron (2006)
G2. Automatización de procesos	Sustitución de tareas operativas en pymes y startups	Brynjolfsson et al. (2019); Acemoglu (2021)
G3. Modelos de negocio basados en IA	Lógica de creación de valor en nuevas empresas digitales	Chesbrough (2003); Ghezzi y Cavallo (2020)

G4. Ecosistemas de innovación digital	Reconfiguración de relaciones entre actores del ecosistema emprendedor	Adner (2017); Lanzalunga et al. (2023)
G5. Toma de decisiones y riesgo	IA como soporte a decisiones estratégicas	Teece (2007); Siddiqui et al. (2024)
G6. Educación emprendedora e IA	Integración de IA en programas de formación emprendedora	Darnell y Gopalkrishnan (2024)
G7. Sostenibilidad y emp. social	IA como habilitador de modelos de negocio orientados a los ODS	Frontiers in Education (2025)
G8. Metodología de investigación	Debate sobre validez y rigor en la investigación del campo	Donthu et al. (2021); Aria y Cuccurullo (2017)

Fuente: elaboración propia a partir de Boateng et al. (2024) y Siddiqui et al. (2024).

El primer grupo (Reconocimiento de oportunidades) contiene la mayor cantidad de conceptos y abarca estudios sobre el efecto de la IA en la capacidad del emprendedor para reconocer, evaluar y perseguir oportunidades de negocio. Su base teórica está directamente relacionada con el marco de Shane y Venkataraman (2000) y la psicología cognitiva del emprendimiento.

El grupo dos (Automatización de Procesos) incluye investigaciones sobre la sustitución o mejora de funciones mediante sistemas de IA. Yesuf (2025, pp. 9–12) ofrece una síntesis en la que muestra que la automatización de funciones administrativas con IA permite liberar tiempo a los directivos para actividades de mayor valor añadido en pymes y startups. Es relevante resaltar que en este grupo se encuentran tanto investigaciones positivas como negativas. La investigación positiva muestra aumentos en la productividad, y la investigación negativa muestra pérdida de empleos relacionada con el sesgo de automatización de la IA actual de Acemoglu (2021).

El tercer grupo (Modelos de Negocio Basados en IA) examina la nueva forma de creación de y captura de valor de las nuevas empresas digitales. Ghezzi y Cavallo (2020) y Siddiqui et al. (2024,) explican cómo los efectos de red, los datos como un activo estratégico, y los

sistemas de recomendación están construyendo modelos de negocio cuya lógica es completamente diferente a la de los modelos industriales tradicionales. Con estos modelos, el activo principal no es un producto o servicio, sino el algoritmo que personaliza la experiencia del usuario basado en los datos que los propios usuarios proporcionan.

El siguiente grupo (Ecosistemas de Innovación Digital) recoge trabajos con una perspectiva sistemática adoptada por de Adner (2017) para analizar como la IA reconfigura las relaciones entre actores del ecosistema emprendedor. Específicamente, los artículos recientes de Lanzalonga et al. (2023) y D'Alessandro et al. (2024) analizan, mediante métodos cuantitativos, la estructura y concentración de los ecosistemas de conocimiento. A partir de su trabajo, la concentración de regiones con los elementos necesarios para adoptar la IA determina la capacidad de impulsar nuevas empresas.

El quinto grupo (Toma de decisiones y riesgos) es el grupo con mayor crecimiento relativo al período de 2022 a 2024. Reúne estudios sobre el uso de modelos de lenguaje de gran escala y modelos de análisis predictivo en apoyo a la toma de decisiones gerenciales. Los primeros estudios sobre emprendedores que utilizan ChatGPT, citados en *Frontiers in Education* (2025), muestra diferentes formas de usar esa herramienta para construir planes de negocio, evaluaciones de empresas y evaluación de riesgos relacionados con preocupaciones regulatorias.

El siguiente grupo temático (Educación Emprendedora e IA) ha mostrado una gran evolución desde 2021. Darnell y Gopalkrishnan (2024) documentan cómo la implementación de la Inteligencia Artificial (IA) en la educación emprendedora redefine los conjuntos de habilidades que se espera que los graduados posean y plantea nuevos desafíos de enseñanza relacionados con la conexión entre la creatividad humana y la asistencia mediante algoritmos. Estos avances conforman un segmento en crecimiento de la literatura reciente sobre la intersección de la IA y la educación emprendedora, que también ha sido señalado en las revisiones sistemáticas publicadas en *Frontiers in Education* (2025).

El grupo siete (Sostenibilidad y emprendimiento social) es el grupo más reciente además de diverso internamente. Los trabajos de este grupo muestran el potencial que tiene la IA para impulsar modelos de negocio orientados a la resolución de problemas sociales y

medioambientales vinculados a los ODS de la Agenda 2030 Paradójicamente, la misma IA que Acemoglu (2021) identifica como amenaza distributiva es considerada en este grupo como una herramienta para acelerar la transición hacia economías más sostenibles, para la detección de ineficiencias energéticas o para la optimización de cadenas de suministro circulares.

Por último, el grupo ocho (Metodologías de investigación) agrupa los trabajos que reflexionan sobre cómo investigar el impacto de la IA en el emprendimiento. Sus referencias principales incluyen las de Donthu et al. (2021) y Aria y Cuccurullo (2017). La importancia de este grupo está creciendo rápidamente, a medida que el campo madura lo suficiente como para comenzar a considerar sus propias prácticas.

4.3. Tendencias emergentes (2022–2024)

El análisis de las publicaciones del subperíodo 2022–2024 permite identificar cuatro tendencias emergentes que apuntan a los modelos de investigación que se llevarán a cabo en los próximos años.

La primera tendencia es la IA como asistente durante el proceso emprendedor. Los modelos de lenguaje de gran escala (LLMs) como GPT-4, Llama y Gemini han permitido debatir si la IA puede ser considerada como co-creadora de innovaciones. Las primeras publicaciones sobre el tema destacan que la importancia de la IA en el campo del emprendimiento probablemente estará determinada por el grado de conocimiento, experiencia y complementariedad tanto del ser humano como de la IA. Esta lógica de complementariedad entre el humano y la IA ha sido destacada como una línea emergente en revisiones sistemáticas de la intersección entre IA, emprendimiento y educación, como la publicada en *Frontiers in Education* (2025), y tiene implicaciones inmediatas para el diseño de programas de formación emprendedora.

La segunda tendencia que se identifica en la literatura reciente es el creciente énfasis en la complementariedad entre la inteligencia artificial y la acción emprendedora humana. A partir del mapeo bibliométrico realizado por Boateng et al. (2024), se observa que los estudios más recientes tienden a conceptualizar la IA como un sistema de apoyo al proceso emprendedor, particularmente en tareas de análisis de datos, identificación de patrones y apoyo a la toma de decisiones, más que como un sustituto completo de las capacidades

humanas. Sobre esta base, el presente trabajo interpreta esta evolución como una transición en la que la IA contribuye a reducir la carga analítica del emprendedor y a ampliar su capacidad de exploración.

La tercera tendencia es la geopolítica de la IA emprendedora como objeto de estudio. Los mapas bibliométricos de Siddiqui et al. (2024) y *Frontiers in Education* (2025) revelan que la producción científica está altamente concentrada en tres países que controlan no solo la investigación académica, sino también la infraestructura computacional y los datos de entrenamiento. La OCDE (2019) comenzó a reconocer la brecha geopolítica en su política de innovación, y algunos estudios recientes discuten si la idea de la IA como un igualador de la actividad emprendedora es compatible con la evidencia de la concentración de poder.

La última tendencia es sobre los efectos de los sesgos algorítmicos en la equidad en el ecosistema emprendedor. Acemoglu (2021, p. 14) sostiene que esto no es un problema técnico, sino un problema de la configuración del poder y los datos, y requiere soluciones tanto técnicas como de poder.

4.4. Publicaciones académicas representativas

Cinco publicaciones resultan especialmente representativas en el campo debido a su rigor metodológico, impacto o su novedad temática.

Cockburn, Henderson y Stern (2018) introdujeron el concepto esencial para distinguir la Inteligencia Artificial (IA) como teoría de propósito general y como método de invención de uso general, junto con evidencia basada en el análisis de PubMed y arXiv. Es probablemente la referencia más citada del campo y define el vocabulario analítico de la mayoría de los trabajos posteriores (Cockburn et al., 2018)

Boateng et al. (2024) presentaron el primer mapeo bibliométrico de la relación entre inteligencia artificial y emprendimiento. El estudio utilizó 127 documentos registrados en Scopus desde el año 2009 hasta octubre de 2023. Su trabajo identificó una serie de grupos temáticos a partir del análisis de mapeo científico y la co-ocurrencia de palabras clave. Se muestra que los artículos más citados no ofrecen marcos conceptuales teóricos, por lo que plantea preocupaciones respecto a los incentivos del campo, en relación con la tensión

existente entre una producción académica y el rigor teórico del campo (Boateng et al., 2024).

Siddiqui et al. (2024) complementaron la investigación previa con datos de 2024. Identificaron la existencia de tres comunidades científicas poco conectadas entre ellas (anglosajona, asiática y europea continental) las cuales pueden llegar a tener consecuencias en la futura integración del campo (Siddiqui et al. 2024).

Yesuf (2025) centró su atención en las pymes, un área poco estudiada en la literatura, y utilizó el protocolo PRISMA en su análisis de 124 publicaciones de Scopus de 2020 a 2024. Su contribución más destacada fue la construcción de evidencia que señala que menos del veinte por ciento de los estudios sobre IA en las pymes se investigaron en economías emergentes, volviendo a señalar que el sesgo geográfico distorsiona las conclusiones del campo (Yesuf, 2025).

Frontiers in Education (2025) analizó 489 artículos (2010–2024) en los cuales los autores mostraron que la combinación de técnicas bibliométricas y semánticas permite identificar subtemas emergentes (como la ética algorítmica en los programas de formación) que los métodos cuantitativos ocultaban (Frontiers in Education, 2025).

4.5. Países, revistas y autores más activos del campo

El análisis bibliométrico del corpus de 159 artículos extraído de Scopus mediante la ecuación de búsqueda: Título ("artificial intelligence" AND "entrepreneurship" AND "innovation") para el período 2010–2024 permite identificar tendencias en la distribución geográfica, la concentración en revistas y el impacto de los trabajos más citados. Estos resultados constituyen la aportación original de este trabajo y están complementados con los datos sacados por estudios previos.

En cuanto a la distribución geográfica, el análisis de las conexiones institucionales revela que China lidera la producción científica, seguida de India, Estados Unidos, Australia, Italia y el Reino Unido. Este resultado matiza parcialmente las conclusiones de estudios previos que situaban a Estados Unidos como líder indiscutible del campo. Se refleja como el ascenso de China e India como potencias de investigación en este ámbito es un fenómeno reciente y acelerado, vinculado tanto a las políticas nacionales de inversión en IA como a la expansión de los sistemas universitarios de ambos países. España aparece

en novena posición, lo que confirma una presencia modesta pero no inexistente en la producción científica internacional sobre este tema.

Un hallazgo especialmente relevante es la presencia de economías emergentes en el corpus. Además de China e India, países como Pakistán, Brasil o Ghana tienen representación. Esto indica que la investigación sobre IA y emprendimiento no está monopolizada por las economías más avanzadas, sino que existe una comunidad investigadora distribuida globalmente que aporta perspectivas críticas sobre la adopción de IA en contextos institucionales menos desarrollados.

En cuanto a las publicaciones en revistas, el corpus muestra como *Technological Forecasting and Social Change*, con 11 artículos, se ha convertido en la revista líder en el campo. Le siguen el *International Journal of Entrepreneurial Behaviour and Research* (7), *Small Business Economics* (6) y el *Journal of Business Research* (6). La distribución muestra que el campo se ha desplazado hacia un ámbito en el que lo más destacado es la gestión y la economía de la innovación. La posición de *Small Business Economics* dentro de las tres más repetidas se vuelve importante, ya que muestra que el campo comienza a centrarse en las pymes y startups.

Tabla 3. Revistas con mayor número de publicación en el campo (Scopus, 2010–2024)

Revista	N.º artículos	% sobre corpus	Área temática principal
Technological Forecasting and Social Change	11	6,9%	Innovación
International Journal of Entrepreneurial Behaviour and Research	7	4,4%	Emprendimiento
Small Business Economics	6	3,8%	Pymes / Startups
Journal of Business Research	6	3,8%	Management
Journal of Risk and Financial Management	4	2,5%	Finanzas
Journal of International Entrepreneurship	4	2,5%	Emprendimiento

Journal of Business Venturing Insights	4	2,5%	Emprendimiento
Otras revistas (≤ 3 artículos c/u)	117	73,6%	Diversas
TOTAL	159	100%	—

Fuente: elaboración propia a partir de datos de Scopus (N=159)

La revisión de las publicaciones más citadas en el corpus muestra las publicaciones más influyentes en la evolución de la disciplina. La Tabla 4 muestra los cuatro artículos más citados en orden de citas, incluyendo su contribución principal al campo.

Tabla 4. Artículos más citados del corpus de análisis (Scopus, N=159)

Autores (año)	Título abreviado	Revista	Citas	Contribución principal al campo
Chalmers et al. (2021)	Artificial Intelligence and Entrepreneurship: Implications for Venture Creation	Entrepreneurship Theory & Practice	385	IA como habilitadora del proceso emprendedor en la 4. ^a revolución industrial
Obschonka y Audretsch (2020)	Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: a new era has begun	Small Business Economics	367	Inauguración formal del campo como área de estudio
Popkova y Sergi (2020)	Human capital and AI in industry 4.0. Convergence and divergence in social entrepreneurship in Russia	Journal of Intellectual Capital	324	Complementariedad humano-IA en industria 4.0
Short y Short (2023)	The artificially intelligent entrepreneur: ChatGPT and entrepreneurial rhetoric	J. Business Venturing Insights	180	IA generativa como herramienta emprendedora

Fuente: elaboración propia a partir de datos de Scopus (N=159). Citas registradas en el momento de la exportación.

El análisis de las publicaciones más citadas del corpus revela cuáles son los trabajos que han tenido mayor influencia en la configuración del campo. El artículo más citado es “Artificial Intelligence and Entrepreneurship: Implications for Venture Creation”, de Chalmers, MacKenzie y Carter (2021), con 385 citas, que analiza las implicaciones de la IA para la creación de nuevas empresas y los procesos emprendedores en la cuarta revolución industrial. La segunda más citada es "Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: a new era has begun", de Obschonka y Audretsch (2020), con 367 citas, que argumenta que la combinación de IA y big data está creando una nueva era en la investigación emprendedora. El tercer trabajo más citado es “Human capital and AI in industry 4.0. Convergence and divergence in social entrepreneurship in Russia”, de Popkova y Sergi (2020), con 324 citas, que aborda la relación entre capital humano y la IA respecto al emprendimiento. Cabe destacar también “The artificially intelligent entrepreneur: ChatGPT and entrepreneurial rhetoric creation”, de Short y Short (2023), que, aunque tenga menos presencia, tiene 180 citas en apenas dos años, lo que ilustra la velocidad con que los trabajos sobre IA generativa están acumulando impacto académico.

4.6. Validación semántica mediante BERTopic

La aplicación del modelo BERTopic sobre los 159 resúmenes del corpus, descrito en el apartado 3.5, permite identificar ocho tópicos semánticamente cohesionados, con 144 documentos asignados (90,6% del corpus) y 15 clasificados como outliers (9,4%), es decir, textos sin ninguna relación clara con ningún grupo dominante, obteniendo un resultado habitual en corpus de este tamaño.

Tabla 5. Tópicos identificados por BERTopic y distribución temporal (corpus Scopus, N=159, 2010–2024)

Tópico	N	Palabras clave (c-TF-IDF)	Interpretación	Post-2022
T-0	65	<i>artificial intelligence, entrepreneurship,</i>	Núcleo del campo: IA como capacidad transversal al proceso	44 (68%)

		<i>research, education, innovation</i>	emprendedor. Tópico más amplio y consolidado del corpus.	
T-1	23	<i>sustainable development, decision-making, social signal, business, security</i>	IA aplicada a la decisión estratégica y a modelos de negocio sostenibles. Incluye estudios sobre herramientas de apoyo gerencial.	13 (57%)
T-2	16	<i>digital entrepreneurship, intentions, cyberpreneurship, bibliometric, findings</i>	Intención emprendedora digital y bibliometría del campo. El 94% de sus documentos son de 2022–2024.	15 (94%)
T-3	10	<i>digitalization, generative AI, Industry 4.0, globalization, digital trends</i>	IA generativa e Industria 4.0 como entorno de oportunidades emprendedoras. Abarca la adopción tecnológica y sus implicaciones estratégicas.	8 (80%)
T-4	8	<i>digital transformation, institutional risks, explainable AI, macrolevel</i>	Determinantes institucionales y macroeconómicos del emprendimiento en entornos de transformación digital.	7 (88%)
T-5	8	<i>performance, dynamic capabilities, new ventures, open innovation</i>	Capacidades dinámicas y rendimiento de nuevas empresas en entornos digitales. Conecta con Teece et al. (1997).	8 (100%)
T-6	7	<i>case study, GenAI, MBA, marketing, strategy, platform</i>	Estudios de caso sobre integración de IA generativa en estrategia y	7 (100%)

			formación emprendedora. 100% posterior a 2022.	
T-7	7	<i>AIstartups, technopreneurship, sensor-based, market economies</i>	Creación de startups tecnológicas de IA y technopreneurship en economías emergentes.	4 (57%)

Fuente: elaboración propia a partir del análisis BERTopic sobre corpus de 159 abstracts (exportación Scopus, 23 de marzo de 2026).

Tras estos resultados encontramos los siguientes hallazgos. En primer lugar, T-0 es el tópico dominante con 65 documentos (45,8% del corpus), lo que refleja que una parte importante de la producción científica aborda la IA como tecnología transversal sin una especialización temática muy definida todavía. Esto es coherente con la fase de consolidación del campo descrita en la sección 4.1 y con el hallazgo de Boateng et al. (2024) sobre la falta de marcos teóricos específicos en los trabajos más citados.

Por otro lado, dos tópicos concentran toda su producción en 2022–2024, lo que los identifica como las líneas más nuevas del campo: T-5 (capacidades dinámicas y nuevas empresas), T-6 (IA generativa y casos de empresa), lo que refleja directamente el impacto del lanzamiento de modelos como ChatGPT en la agenda investigadora del campo.

En cuanto a la sostenibilidad y decisiones estratégicas el análisis semántico revela que los estudios sobre sostenibilidad y ODS (grupo G7 del análisis bibliométrico) están semánticamente próximos a los trabajos sobre toma de decisiones estratégica en T-1, una relación que el análisis de co-ocurrencia de palabras clave no capturaba con igual claridad.

Por lo que se puede afirmar que la comparación entre los 8 tópicos BERTopic y los 8 grupos temáticos de la sección 4.2 muestra una convergencia sustancial que actúa como validación cruzada de la estructura del campo: los grupos más consolidados (G1, G2, G5) tienen correspondencia directa en T-0, el tópico dominante del análisis semántico. Los tópicos T-5 y T-6, que BERTopic identifica como emergentes, refuerzan lo observado en la sección 4.3 sobre las tendencias del subperíodo 2022–2024.

No obstante, cabe resaltar que el grupo G8 (Metodología de investigación), identificado en el análisis bibliométrico a partir de palabras clave, no aparece como tópico diferenciado en los resúmenes. Los documentos metodológicos se distribuyen principalmente entre T-0 y T-2, revelando que los autores etiquetan sus trabajos como metodológicos, pero en el contenido de sus resúmenes predominan otros conceptos.

5. DISCUSIÓN

5.1. Interpretación crítica de los resultados

Los resultados permiten dos interpretaciones que van más allá de una simple descripción de las tendencias observadas, integrando datos empíricos y el marco teórico de la disciplina.

La primera interpretación tiene que ver con los cambios en la literatura respecto a la IA y el emprendimiento. En la primera fase, la IA se veía principalmente como una mejora a los procesos existentes y una herramienta para perfeccionar el proceso emprendedor. En cambio, los trabajos de la tercera fase adoptan una mentalidad completamente distinta. Aquí, la IA no juega un papel como potenciadora del proceso emprendedor; sino que lo transforma. Según Ghezzi y Cavallo (2020), así como en su estudio publicado en *Frontiers in Education* (2025), la co-creación entre humanos y IA, así como los modelos de negocio de IA y los ecosistemas algorítmicos, ofrecen formas nuevas y cualitativamente distintas de creación y captura de valor, en lugar de sistemas mejorados de valor en la práctica emprendedora tradicional.

Esta transición tiene consecuencias para los marcos teóricos de este estudio. Particularmente, la idea de Schumpeter sobre la destrucción creativa (Schumpeter, 1934) es útil para considerar los efectos macroeconómicos de la IA. Sin embargo, resulta insuficiente si nos enfocamos más en la dinámica de los nuevos modelos de negocio algorítmicos, en los cuales los procesos de creación y destrucción son prácticamente instantáneos. Asimismo, la idea de la oportunidad empresarial de Shane y Venkataraman (2000) debe ser considerada para reflejar que las oportunidades pueden ser descubiertas o creadas no solo por personas humanas, sino también por inteligencia artificial que identifican patrones en datos más allá del alcance de un solo emprendedor.

La segunda interpretación es la paradoja de la concentración geográfica en una tecnología que teóricamente descentraliza. En principio, estos modelos pueden ser accedidos a través de APIs por cualquier emprendedor con acceso a Internet debido a los bajos costos marginales. Sin embargo, los mapas bibliométricos de Siddiqui et al. (2024) muestran la creciente concentración de tres países que controlan estos recursos. Esta paradoja indica que la brecha innovadora entre las economías desarrolladas y las economías en desarrollo

se está ampliando en formas nuevas y menos visibles, en comparación con otras tendencias anteriores.

Esta paradoja también tiene un aspecto epistemológico: si los artículos científicos se concentran en un pequeño número de países, la mayoría de las conclusiones sobre los efectos de la IA en el emprendimiento se van a basar en investigaciones de ecosistemas muy específicos que tienen condiciones muy particulares. Por ello. Se debe prestar especial atención a la hora de aplicar las conclusiones alcanzadas en estos ecosistemas a aquellos con sistemas institucionales menos desarrollados y más débiles.

5.2. Implicaciones prácticas para los distintos actores

Las interpretaciones tienen grandes implicaciones para tres tipos de actores: emprendedores, inversores y responsables de política pública.

Desde el punto de vista de un emprendedor, la conclusión clave es que la ventaja competitiva derivada de la IA tiene menos que ver con el acceso a la tecnología (que se está volviendo cada vez más disponible y económica) sino en la capacidad que se tenga para integrarla con un conocimiento sectorial profundo y una cultura que fomente la experimentación rápida. Yesuf (2025) observa que, entre las pequeñas y medianas empresas, aquellas con mejores resultados en adopción de IA son las que implementaron la tecnología y desarrollaron sus capacidades organizacionales. Esto se alinea con la visión de Teece et al (1997) de que la IA es un recurso necesario, pero no suficiente, y la ventaja reside en la capacidad de integrarla y reconfigurarla de mejor manera a cada caso.

Para los inversores dentro del ecosistema emprendedor existe una necesidad clara de distinguir empresas que usan la IA solamente como instrumento de trabajo y aquellas que la han integrado como capacidad dinámica. Esta diferenciación, que está en la base de la literatura sobre modelos de negocio de IA (Ghezzi y Cavallo, 2020; Siddiqui et al., 2024), ofrece un marco para evaluar el potencial de las iniciativas en las startups.

Para los responsables de la política pública, hay implicaciones en lo que respecta a dos intervenciones necesarias: la evidencia de concentración geográfica y el sesgo algorítmico. La primera es la implementación de intervenciones políticas diseñadas para promover la distribución equitativa de la tecnología y garantizar que los ecosistemas emprendedores menos desarrollados tengan acceso a recursos de IA. La segunda es la

formulación de políticas que protejan a los ecosistemas menos desarrollados del efecto del sesgo algorítmico fomentando la transparencia y la auditabilidad de las tecnologías de IA (Acemoglu, 2021).

5.3. Limitaciones del estudio

Este trabajo presenta cuatro limitaciones que deben ser reconocidas.

En primer lugar, el corpus fue construido únicamente utilizando datos extraídos de Scopus, excluyendo bases de datos como Web of Science. Considerando que Scopus es la base de datos más extensa donde se publica la literatura sobre las ciencias, y el referente para citas y bibliometría en el campo (Boateng et al., 2024; Siddiqui et al., 2024), la exclusión de Web of Science puede haber dejado fuera alguna literatura relevante que solo está disponible en esa base de datos.

En segundo lugar, el período de análisis puede no reflejar de manera suficiente los cambios planteados por la inteligencia artificial generativa más recientemente. Los primeros estudios sobre el impacto de los modelos de lenguaje extensos y el emprendimiento datan de 2023-2024, y su masa crítica aún no es suficiente para ofrecer conclusiones sólidas mediante análisis bibliométrico.

En tercer lugar, la literatura revisada muestra un sesgo hacia resultados positivos. Los estudios que ilustran fracasos, ningún efecto o efectos negativos en relación con la adopción de la IA tienen menos probabilidad de ser publicados en revistas prestigiosas. Este sesgo da lugar a una falsa sensación de optimismo hacia la IA y la actividad emprendedora innovadora.

Por último, la literatura muestra un enfoque en las startups tecnológicas de economías desarrolladas. Yesuf (2025, p. 3) afirma que menos del veinte por ciento de los escritos sobre IA en pymes se centran en economías en desarrollo, y que una gran parte de estos esfuerzos de investigación se centran las economías desarrolladas del mundo, lo que significa que serían casi todas serían inútiles para las economías en desarrollo y las pequeñas y medianas empresas con avances tecnológicos menores.

6. CONCLUSIONES

En este Trabajo de Fin de Grado se ha analizado la evolución y tendencias de la investigación sobre la Inteligencia Artificial en relación con el emprendimiento y la innovación, mediante una revisión sistemática de la literatura y un análisis bibliométrico de los años 2010 a 2024. Con esos resultados se extraen seis conclusiones principales.

La primera conclusión se basa en que la investigación sobre IA, emprendimiento e innovación ha experimentado un crecimiento exponencial sin precedentes, pasando de una producción insignificante antes de 2016 a más de treinta y cinco publicaciones anuales en 2024 (Siddiqui et al., 2024). Este crecimiento no es solamente cuantitativo, sino que refleja la consolidación del campo.

La segunda conclusión es que el contexto de la relación entre IA y emprendimiento ha pasado de ser instrumental a ser constitutivo. La investigación en la tercera fase (2020-2024) muestra que la IA transforma no solo el proceso emprendedor sino también la esencia del emprendimiento. Como resultado de la combinación de esfuerzo entre la IA y los humanos, surgen nuevos métodos de creación de valor. Estos nuevos métodos y las formas tradicionales de crear valor solo pueden ser explicados en cierta medida por marcos teóricos clásicos. Esta situación destaca la necesidad de modificar las teorías fundamentales en el área, especialmente las de Shane y Venkataraman (2000) y el marco teórico de Schumpeter.

La siguiente conclusión sobre los ocho grupos temáticos identificados muestra los aspectos diversos del campo, así como la variedad de disciplinas que están presentes. Notar la creciente integración de estos grupos en la tercera fase de esta investigación sugiere la presencia de una convergencia teórica, aunque no sea completa.

La cuarta conclusión se apoya en que, en los próximos años, las siguientes cuatro tendencias darán forma a la futura investigación: el papel de la IA generativa en el proceso emprendedor, las implicaciones del sesgo algorítmico en la equidad en el ecosistema, la IA como complemento de la inteligencia humana en el lugar de trabajo y nuevos métodos organizativos para la consideración de la IA como recurso en el mercado global emprendedor. Estas tendencias reflejan la disparidad presente en el rápido desarrollo de la IA y su potencial para apoyar la democracia y reducir la concentración de desigualdades en la sociedad.

La quinta conclusión es que existe una relevante carencia de teoría en el campo. Boateng et al. (2024) señalan que las contribuciones más significativas al campo suelen ser las menos rigurosas desde el punto de vista conceptual. El principal desafío intelectual en el campo es la creación de modelos híbridos que integren economía de la innovación y emprendimiento.

Y, por último, la sexta conclusión muestra que los resultados tienen implicaciones reales para la práctica. Desde un punto de vista emprendedor, la ventaja competitiva de la IA radica en verla como una capacidad dinámica en lugar de una herramienta (Teece et al., 1997). Desde la perspectiva de un inversor, diferenciar el uso instrumental versus constitutivo de la IA debería formar parte del criterio para evaluar startups. Desde la perspectiva de los responsables de política, la concentración de conocimientos geográficamente y el riesgo de sesgo algorítmico justifican regulaciones del mercado de la IA para garantizar una distribución equitativa en el acceso a los beneficios de la IA en el ecosistema emprendedor (Acemoglu, 2021).

En síntesis, la Inteligencia Artificial no solo está transformando la economía real: está transformando también la manera en que la academia estudia esa transformación. Para los estudiantes e investigadores familiarizados con la integración de la gestión empresarial y la economía de la innovación con habilidades de pensamiento crítico evaluar el marco y las tendencias de este tipo de conocimiento, es un requisito previo para su participación rigurosa en la construcción del ecosistema empresarial del siglo XXI.

En este sentido, la incorporación de técnicas avanzadas de modelado semántico basadas en inteligencia artificial no solo refuerza la solidez de los resultados obtenidos mediante métodos bibliométricos tradicionales, sino que también pone de manifiesto la necesidad de integrar enfoques metodológicos híbridos para capturar la creciente complejidad y dinamismo del campo de estudio.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Acemoglu, D. (2021). *Harms of AI*. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 29247. <https://www.nber.org/papers/w29247>
- Adner, R. (2017). Ecosystem as structure: An actionable construct for strategy. *Journal of Management*, 43(1), 39–58. <https://doi.org/10.1177/0149206316678451>
- Alpürk, K., Ayaz, A., Altınay, F., Altınay, Z., Berigel, D. S., & Dağlı, G. (2025). Artificial intelligence applications in entrepreneurship and online education: Insights from bibliometric and topic modeling analyses. *Frontiers in Education*, 10, 1651484. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1651484>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Audretsch, D. B., & Keilbach, M. (2007). The theory of knowledge spillover entrepreneurship. *Journal of Management Studies*, 44(7), 1242–1254. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2007.00722.x>
- Baron, R. A. (2006). Opportunity recognition as pattern recognition: How entrepreneurs “connect the dots” to identify new business opportunities. *Academy of Management Perspectives*, 20(1), 104–119. <https://doi.org/10.5465/amp.2006.19873417>
- Boateng, S. L., Penu, O. K. A., Budu, J., Boateng, R., Marfo, J. S., Anning-Dorson, T., & Broni, F. E. J. (2024). Mapping the research on artificial intelligence and entrepreneurship: A bibliometric review from Scopus database. *International Journal of Entrepreneurship and Innovation*, 14(1). <https://doi.org/10.4018/IJEEI.343790>
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies: “Engines of growth?”. *Journal of Econometrics*, 65(1), 83–108. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01598-T](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01598-T)
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. In A. Agrawal, J.

- Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 23–57). University of Chicago Press. <http://www.nber.org/chapters/c14007>
- Chalmers, D., MacKenzie, N. G., & Carter, S. (2021). Artificial intelligence and entrepreneurship: Implications for venture creation in the fourth industrial revolution. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 45(5), 1028–1053. <https://doi.org/10.1177/1042258720934581>
- Chesbrough, H. W. (2003). *Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology*. Harvard Business School Press. <https://books.google.com/books?id=4hTRWStFhVgC>
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). The impact of artificial intelligence on innovation. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 24449. <https://www.nber.org/papers/w24449>
- D'Alessandro, F., Santarelli, E., & Vivarelli, M. (2024). *The knowledge spillover theory of entrepreneurship and innovation (KSTE+I) approach and the advent of AI technologies: Evidence from the European regions* (IZA Discussion Paper No. 17206). Institute of Labor Economics (IZA). <https://www.iza.org/publications/dp/17206>
- Darnell, J. A., & Gopalkrishnan, S. (2024). Entrepreneurship teaching exercises: Integrating generative AI. *Discover Education*, 3, Article 172. <https://doi.org/10.1007/s44217-024-00261-0>
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. En J. Burstein, C. Doran, & T. Solorio (Eds.), *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (Vol. 1, pp. 4171–4186). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 133, 285–296. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>

- Ghezzi, A., & Cavallo, A. (2020). Agile business model innovation in digital entrepreneurship: Lean startup approaches. *Journal of Business Research*, 110, 519–537. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.06.013>
- Grootendorst, M. (2022). BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv:2203.05794*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.05794>
- Lanzalunga, F., Petrolo, B., Chmet, F., & Brescia, V. (2023). Exploring diversity management to avoid social washing and pinkwashing: Using bibliometric analysis to shape future research directions. *Journal of Intercultural Management*, 15(1), 41–65. <https://doi.org/10.2478/joim-2023-0002>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & The PRISMA Group. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *PLOS Medicine*, 6(7), e1000097. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097>
- Obschonka, M., & Audretsch, D. B. (2020). Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: A new era has begun. *Small Business Economics*, 55(3), 529–539. <https://doi.org/10.1007/s11187-019-00202-4>
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019). *Artificial intelligence in society*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/eedfee77-en>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Popkova, E. G., & Sergi, B. S. (2020). Human capital and AI in industry 4.0. Convergence and divergence in social entrepreneurship in Russia. *Journal of Intellectual Capital*, 21(4), 565–581. <https://doi.org/10.1108/JIC-09-2019-0224>
- Schumpeter, J. A. (1934). *The theory of economic development: An inquiry into profits, capital, credit, interest, and the business cycle*. Harvard University Press. <https://archive.org/details/theoryofeconomic0000schu>

- Shane, S., & Venkataraman, S. (2000). The promise of entrepreneurship as a field of research. *Academy of Management Review*, 25(1), 217–226. <https://doi.org/10.5465/amr.2000.2791611>
- Short, C. E., & Short, J. C. (2023). The artificially intelligent entrepreneur: ChatGPT, prompt engineering, and entrepreneurial rhetoric creation. *Journal of Business Venturing Insights*, 19, e00388. <https://doi.org/10.1016/j.jbvi.2023.e00388>
- Siddiqui, D., Mumtaz, U., & Ahmad, N. (2024). Artificial intelligence in entrepreneurship: A bibliometric analysis of the literature. *Journal of Global Entrepreneurship Research*, 14(1). <https://doi.org/10.1007/s40497-024-00385-5>
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7%3C509::AID-SMJ882%3E3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7%3C509::AID-SMJ882%3E3.0.CO;2-Z)
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523–538. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3>
- Yesuf, Y., & Fields, Z. (2025). Artificial intelligence adoption as a driver of innovation and competitiveness in SMEs: A bibliometric and systematic review. *F1000Research*, 14, 1187. <https://doi.org/10.12688/f1000research.171494.1>