Inteligencia Artificial en la Investigación Científica



PUERTO MADERO
EDITORIAL

Publicado por
PUERTO MADERO
EDITORIAL
Buenos Aires, Argentina

PUERTO MADERO EDITORIAL

Inteligencia artificial en la investigación científica

Artificial Intelligence in Scientific Research

ISBN: 978-631-6960-07-8

CC BY NC SA

PUERTO MADERO EDITORIAL

Inteligencia artificial en la investigación científica

AUTORES:

Ricardo García Parada

Armando Cortés Ordóñez

María Luisa Pereyra Hernández

Brenda López Martínez

COORDINACIÓN GENERAL:

Arturo González Torres

CC BY NC SA

Inteligencia artificial en la investigación científica / Ricardo García Parada [*et al.*] ; coordinación general de Arturo González Torres. – 1a ed. adaptada. – La Plata : Pocto, 2026.

Matienzo Editorial Académica, 2026.
Libro digital, PDF/A.

Archivo Digital: descarga y online
ISBN 978-631-6989-07-8

1. Inteligencia Artificial. 2. Estrategias de la Investigación. 3. Educación Superior.
I. García Parada, Ricardo. II. González Torres, Arturo, coord.
CDD 006.3



Licencia Creative Commons:

Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional
(CC BY-NC-SA 4.0)

Primera Edición, noviembre 2026

Inteligencia artificial en la investigación científica

ISBN: 978-631-6960-07-8
DOI: https://doi.org/10.55204/pmea.165

Editado por:
Sello editorial: ©Puerto Madero Editorial Académica
Nº de Alta: 933832

Editorial: © Puerto Madero Editorial Académica
CUIL: 20630333971
Calle 45 N491 entre 4 y 5
Dirección de Publicaciones Científicas
La Plata, Buenos Aires, Argentina
Teléfono: +54 9 221 314 5902
Código Postal: AR1900

Diseño y Producción Editorial: Msc. Santillán Lima, José Luis
Editor: PhD. Verenice Sánchez Castillo

Este libro se sometió a arbitraje bajo el sistema de doble ciego (peer review)

Hecho en Argentina

AUTORES

Ricardo García Parada
Afiliación: Tecnológico Nacional de México.
Instituto Tecnológico de Chihuahua II, Chihuahua, México.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-6266-3016
Correo electrónico: riky_vetch@hotmail.com

Armando Cortés Ordóñez
Afiliación: Universidad del Valle de México (UVM), México.
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-2514-3641
Correo electrónico: armando.corteso@uvmnet.edu

María Luisa Pereyra Hernández
Afiliación: Universidad Pedagógica del Estado de Sinaloa, México.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-4748-5397
Correo electrónico: pereirahdz@hotmail.com

Brenda López Martínez
Afiliación: Tecnológico Nacional de México, México.
ORCID: https://orcid.org/0009-0008-2401-5078
Correo electrónico: brelopez8405@gmail.com

COORDINADOR GENERAL

Arturo González Torres
Afiliación: Tecnológico Nacional de México, Campus Milpa Alta, México
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-3337-7600
Correo electrónico: arturo.gt@milpaalta.tecnm.mx

ÍNDICE

ÍNDICE ix

ÍNDICE DE TABLAS v

ÍNDICE DE FIGURAS vi

RESUMEN 1

ABSTRACT 2

PRÓLOGO 3

INTRODUCCIÓN 8

CAPÍTULO I. 14

1 FUNDAMENTOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA 14

1.1 Inteligencia artificial y transformación del conocimiento científico JHJB JHJH JH 14

1.2 Evolución de la inteligencia artificial en los procesos investigativos 17

1.3 Aprendizaje automático, aprendizaje profundo e inteligencia artificial generativa ... 20

1.4 Modelos de lenguaje y sus aplicaciones en la investigación académica 23

1.5 Oportunidades, limitaciones y desafíos de la investigación asistida por inteligencia artificial 27

CAPÍTULO II. 33

2 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL PLANTEAMIENTO Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN 33

2.1 Identificación y delimitación del problema científico mediante inteligencia artificial 34

2.2 Formulación de preguntas, objetivos e hipótesis de investigación 36

2.3 Construcción del marco teórico y conceptual con apoyo de herramientas de inteligencia artificial..... 39

2.4 Integración de la inteligencia artificial en los enfoques cuantitativo, cualitativo y mixto 42

2.5 Diseño metodológico, elaboración de instrumentos y aplicaciones prácticas de inteligencia artificial..... 44

CAPÍTULO III. 50

3 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA REVISIÓN DE LITERATURA CIENTÍFICA..... 50

3.1 Búsqueda, recuperación y evaluación de información científica mediante inteligencia artificial 51

3.2 Estrategias de búsqueda y utilización de herramientas inteligentes en bases de datos académicas 53

3.3 Identificación de antecedentes, tendencias y vacíos de investigación 57

3.4 Análisis bibliométrico y revisiones sistemáticas asistidas por inteligencia artificial. 59

3.5 Síntesis de evidencia científica, verificación bibliográfica y construcción del estado del arte..... 62

CAPÍTULO IV. 67

4 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS DE DATOS CIENTÍFICOS..... 67

4.1 Preparación, organización y procesamiento de datos mediante inteligencia artificial68

4.2 Aplicaciones de inteligencia artificial en el análisis estadístico y cuantitativo..... 71

4.3 Procesamiento del lenguaje natural y análisis cualitativo asistido por inteligencia artificial 73

4.4 Modelos predictivos, aprendizaje automático e interpretación de resultados científicos 76

4.5 Integración, validación y aplicación práctica de inteligencia artificial en el análisis de datos científicos 78

CAPÍTULO V. 83

5 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA REDACCIÓN Y PUBLICACIÓN CIENTÍFICA 83

5.1 Transformación de la escritura académica mediante inteligencia artificial 83

5.2 Herramientas inteligentes para la planificación, organización y estructuración de manuscritos científicos 86

5.3 Aplicaciones de inteligencia artificial en la redacción de artículos, libros e informes de investigación 89

5.4 Gestión de citas, referencias bibliográficas, tablas y figuras científicas 92

5.5 Inteligencia artificial en la evaluación editorial, publicación y divulgación del conocimiento científico 94

CAPÍTULO VI. 99

6 ÉTICA, INTEGRIDAD CIENTÍFICA Y PERSPECTIVAS FUTURAS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL 99

6.1 Principios éticos para la integración de inteligencia artificial en la investigación científica 100

6.2 Sesgos algorítmicos, alucinaciones y confiabilidad de la información generada por inteligencia artificial 102

6.3 Autoría, propiedad intelectual y responsabilidad del investigador en el uso de inteligencia artificial 105

6.4 Transparencia, reproducibilidad, protección de datos y directrices internacionales para el uso responsable de inteligencia artificial 107

6.5 Desafíos emergentes y perspectivas futuras de la investigación científica asistida por inteligencia artificial 110

Referencias bibliográficas **114**

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Diferenciación de enfoques de inteligencia artificial y aplicaciones investigativas.... 22
Tabla 2 Correspondencia metodológica en un proyecto asistido por inteligencia artificial 46
Tabla 3 Elementos para documentar una estrategia de búsqueda bibliográfica 55
Tabla 4 Indicadores de evaluación y condiciones de uso 77
Tabla 5 Matriz de usos de IA durante la preparación del manuscrito 87
Tabla 6 Verificación de elementos documentales y visuales..... 93
Tabla 7 Riesgos del uso de IA y medidas de control en proyectos científicos..... 109

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Evolución de la inteligencia artificial en la investigación científica 20
Figura 2 Coherencia metodológica de una investigación asistida por IA 39
Figura 3 Proceso de revisión sistemática asistida por IA 61
Figura 4 Proceso de preparación y procesamiento de datos científicos asistido por inteligencia artificial 70
Figura 5 Proceso editorial de una publicación científica asistida por inteligencia artificial 96

 ISBN: *978-631-6960-07-8*

RESUMEN

La inteligencia artificial ha adquirido una creciente relevancia en la investigación científica, al ofrecer nuevas posibilidades para optimizar la búsqueda de información, el diseño metodológico, el procesamiento de datos y la comunicación del conocimiento. En este contexto, la presente obra tiene como objetivo analizar los fundamentos teóricos, las aplicaciones metodológicas y las implicaciones éticas de la inteligencia artificial en las diferentes etapas del proceso investigativo, desde una perspectiva interdisciplinaria y crítica.

El libro adopta un enfoque teórico-aplicado, sustentado en literatura científica especializada y orientado a comprender las oportunidades y limitaciones de las tecnologías inteligentes en la producción académica. A través de seis capítulos, se examinan los fundamentos de la inteligencia artificial, su contribución al planteamiento y diseño de investigaciones, las estrategias de revisión de literatura científica, las aplicaciones en el análisis de datos cuantitativos y cualitativos, y su utilización en la redacción y publicación de trabajos académicos. Asimismo, se abordan los desafíos relacionados con la integridad científica, los sesgos algorítmicos, la transparencia, la autoría y la responsabilidad del investigador.

La obra integra fundamentos conceptuales, orientaciones metodológicas y ejemplos prácticos que permiten comprender las posibilidades de aplicación de estas tecnologías sin sustituir el razonamiento crítico ni la validación científica. Se plantea que la incorporación responsable de la inteligencia artificial requiere competencias digitales, rigurosidad metodológica y principios éticos que garanticen la confiabilidad, trazabilidad y calidad del conocimiento producido. De esta manera, el libro constituye un recurso académico dirigido a estudiantes, docentes, investigadores y profesionales interesados en fortalecer sus competencias investigativas mediante el uso crítico y fundamentado de herramientas de inteligencia artificial.

Palabras clave: inteligencia artificial; investigación científica; metodología de la investigación; inteligencia artificial generativa; análisis de datos; integridad científica.

ABSTRACT

Artificial intelligence has gained increasing relevance in scientific research by offering new opportunities to optimize information retrieval, methodological design, data processing, and the communication of scientific knowledge. In this context, this book aims to analyze the theoretical foundations, methodological applications, and ethical implications of artificial intelligence across the different stages of the research process from an interdisciplinary and critical perspective.

The book adopts a theoretical and applied approach, grounded in specialized scientific literature, to examine the opportunities and limitations of intelligent technologies in academic knowledge production. Through six chapters, it explores the foundations of artificial intelligence, its contributions to research problem formulation and study design, strategies for scientific literature reviews, applications in quantitative and qualitative data analysis, and its use in academic writing and scientific publishing. Furthermore, the book addresses challenges related to research integrity, algorithmic bias, transparency, authorship, and researcher accountability.

By integrating conceptual foundations, methodological guidelines, and practical examples, this work provides a comprehensive understanding of how artificial intelligence technologies can support scientific research without replacing critical reasoning or scientific validation. It emphasizes that the responsible integration of artificial intelligence requires digital competencies, methodological rigor, and ethical principles to ensure the reliability, traceability, and quality of scientific knowledge. Accordingly, this book serves as an academic resource for students, educators, researchers, and professionals seeking to strengthen their research competencies through the critical and evidence-based use of artificial intelligence tools.

Keywords: artificial intelligence; scientific research; research methodology; generative artificial intelligence; data analysis; research integrity.

 ISBN: *978-631-6960-07-8*

RESUMO

A inteligência artificial tem adquirido crescente relevância na pesquisa científica, oferecendo novas possibilidades para otimizar a busca de informações, o planejamento metodológico, o processamento de dados e a comunicação do conhecimento. Nesse contexto, esta obra tem como objetivo analisar os fundamentos teóricos, as aplicações metodológicas e as implicações éticas da inteligência artificial nas diferentes etapas do processo investigativo, a partir de uma perspectiva interdisciplinar e crítica.

O livro adota uma abordagem teórico-aplicada, fundamentada na literatura científica especializada, buscando compreender as oportunidades e limitações das tecnologias inteligentes na produção acadêmica. Ao longo de seis capítulos, são examinados os fundamentos da inteligência artificial, suas contribuições para a formulação e o planejamento de pesquisas, as estratégias de revisão da literatura científica, suas aplicações na análise de dados quantitativos e qualitativos e sua utilização na redação e publicação de trabalhos acadêmicos. Também são discutidos desafios relacionados à integridade científica, aos vieses algorítmicos, à transparência, à autoria e à responsabilidade do pesquisador.

A obra integra fundamentos conceituais, orientações metodológicas e exemplos práticos que permitem compreender as possibilidades de aplicação dessas tecnologias sem substituir o pensamento crítico ou a validação científica. Conclui-se que a incorporação responsável da inteligência artificial exige competências digitais, rigor metodológico e princípios éticos que assegurem a confiabilidade, a rastreabilidade e a qualidade do conhecimento produzido. Dessa forma, o livro constitui um recurso acadêmico destinado a estudantes, docentes, pesquisadores e profissionais interessados em fortalecer suas competências investigativas por meio do uso crítico e fundamentado de ferramentas de inteligência artificial.

Palavras-chave: inteligência artificial; pesquisa científica; metodologia da pesquisa; inteligência artificial generativa; análise de dados; integridade científica.

PRÓLOGO

La ciencia ha avanzado gracias a la capacidad humana de formular preguntas, someter las ideas a prueba y revisar las explicaciones cuando la evidencia lo exige. Cada transformación tecnológica ha ampliado, de distintas maneras, los medios disponibles para observar, registrar, comparar y comunicar los fenómenos estudiados. Hoy, la inteligencia artificial ocupa un lugar relevante en esa trayectoria. Su presencia en los espacios académicos no solo introduce nuevas herramientas, sino que invita a examinar cómo se construye el conocimiento, qué decisiones pueden apoyarse en sistemas computacionales y cuáles requieren, de manera irrenunciable, el juicio del investigador.

La posibilidad de analizar grandes conjuntos de datos, explorar publicaciones científicas o recibir propuestas de redacción en pocos segundos ha generado expectativas comprensibles. En muchos contextos, las tecnologías de inteligencia artificial pueden reducir tareas repetitivas, facilitar el acceso a información especializada y abrir caminos de indagación que antes exigían recursos considerables. Sin embargo, la velocidad de una respuesta no garantiza su exactitud, del mismo modo que la sofisticación de un modelo no equivale a una explicación científicamente válida. El progreso tecnológico adquiere verdadero sentido cuando se acompaña de criterios para evaluar sus resultados.

Investigar supone algo más complejo que reunir información o producir documentos. Implica reconocer un problema relevante, situarlo dentro de un campo de conocimiento, seleccionar un diseño metodológico coherente y sostener conclusiones proporcionales a la evidencia. Estas operaciones mantienen su importancia aun cuando una parte del trabajo pueda realizarse con asistencia automatizada. Un sistema puede sugerir relaciones entre conceptos, clasificar textos o identificar regularidades estadísticas; no obstante, la pertinencia de esas relaciones, la calidad de las fuentes y el alcance de las inferencias siguen siendo asuntos que deben argumentarse y contrastarse.

En esta tensión entre nuevas capacidades y responsabilidades permanentes encuentra su razón de ser *Inteligencia artificial en la investigación científica*. La obra parte de una posición deliberadamente equilibrada: ni atribuye a la inteligencia artificial la capacidad de resolver por

sí sola los problemas de la ciencia ni desconoce su potencial para enriquecer los procesos investigativos. Propone, en cambio, una aproximación que vincula conocimientos tecnológicos, fundamentos metodológicos y criterios de integridad académica. Su interés principal no es la novedad de una plataforma determinada, sino la comprensión de las condiciones bajo las cuales una herramienta puede aportar valor real a la investigación.

Esta perspectiva es especialmente pertinente para quienes se aproximan a la actividad científica desde ámbitos disciplinares diversos. La IA no se utiliza de igual forma en un estudio experimental, una investigación educativa, un análisis jurídico, una revisión documental o una evaluación de políticas públicas. Cada objeto de estudio plantea preguntas, restricciones y estándares de evidencia particulares. Por ello, la incorporación de tecnologías inteligentes exige atender al contexto, distinguir entre tareas descriptivas y explicativas, reconocer las particularidades de los datos y evitar que la facilidad de uso determine, por sí misma, las decisiones metodológicas.

También es necesario reconocer que el acceso a estas tecnologías se distribuye de manera desigual. Las oportunidades ofrecidas por la automatización conviven con diferencias en infraestructura, competencias digitales, disponibilidad de información y condiciones institucionales. En consecuencia, una formación científica responsable debe promover no solo el conocimiento operativo de las herramientas, sino la capacidad de escoger alternativas apropiadas, comprender sus limitaciones y conservar procedimientos verificables, incluso cuando los recursos disponibles son modestos. La calidad del trabajo académico no debería depender exclusivamente del acceso a la aplicación más reciente.

El recorrido propuesto en los seis capítulos sigue las principales etapas de la investigación científica. Comienza con los fundamentos conceptuales de la IA y avanza hacia la formulación de problemas, el diseño de estudios, la revisión crítica de literatura y el análisis de datos. Posteriormente, examina el apoyo tecnológico en la escritura y publicación académica, para culminar con una reflexión sobre ética, autoría, transparencia y desafíos futuros. Esta organización busca ofrecer continuidad entre los principios y su aplicación, de modo que el lector pueda comprender no solo qué posibilidades existen, sino por qué y en qué condiciones conviene utilizarlas.

Los ejemplos y orientaciones prácticas incluidos en la obra cumplen una función formativa. No pretenden reemplazar la preparación metodológica ni presentar recetas universales para producir conocimiento. Su finalidad es ayudar a identificar preguntas de control: ¿de dónde proviene una afirmación?, ¿puede verificarse la referencia utilizada?, ¿qué supuestos contiene el procedimiento?, ¿cómo se evaluó la calidad de los datos?, ¿sería posible reproducir el análisis?, ¿qué parte del resultado corresponde al trabajo intelectual del investigador? Plantear estas preguntas es tan importante como aprender a interactuar con un sistema de inteligencia artificial.

Una atención particular merece la integridad científica. La generación automática de textos, imágenes, códigos o referencias puede producir materiales convincentes que, sin verificación, introduzcan errores significativos en la comunicación académica. Asimismo, el tratamiento de datos personales o documentos inéditos requiere prudencia frente a los riesgos de confidencialidad y uso no autorizado. La transparencia sobre las herramientas empleadas, la identificación de sus aportes y la revisión humana de sus productos no constituyen obstáculos a la innovación; son condiciones para que sus beneficios puedan incorporarse de forma responsable y confiable.

Este libro se dirige a estudiantes, docentes, investigadores y profesionales que desean explorar las aplicaciones de la IA sin renunciar a la exigencia intelectual propia de la ciencia. A quienes inician su trayectoria investigativa, ofrece un marco para distinguir apoyo tecnológico de sustitución del pensamiento crítico. A quienes cuentan con experiencia, les propone reconsiderar procedimientos habituales a la luz de nuevas posibilidades de búsqueda, procesamiento y comunicación de información. En ambos casos, la invitación es la misma: utilizar la tecnología con curiosidad, pero también con criterio, cautela y disposición a verificar.

El desafío contemporáneo no consiste en elegir entre investigación humana e inteligencia artificial, como si se tratara de alternativas excluyentes. Consiste en construir formas de colaboración en las que la tecnología amplíe las capacidades analíticas sin debilitar la autonomía intelectual, la responsabilidad ética ni la confianza en los resultados. Una ciencia más rápida no será necesariamente una ciencia mejor; lo será cuando esa rapidez contribuya a preguntas más

 ISBN: *978-631-6960-07-8*

pertinentes, procedimientos más sólidos, análisis más transparentes y conocimientos que puedan ser sometidos a examen público.

> "La inteligencia artificial no sustituye la capacidad crítica del investigador, sino que amplía las posibilidades de explorar, comprender y generar conocimiento, siempre que su aplicación esté guiada por el rigor científico, la ética y el compromiso con la búsqueda de la verdad."

INTRODUCCIÓN

La investigación científica constituye una actividad esencial para comprender los fenómenos naturales y sociales, contrastar explicaciones y producir conocimientos sometidos a evaluación pública. Aunque sus métodos y recursos se han transformado a lo largo del tiempo, sus exigencias fundamentales permanecen: formular preguntas relevantes, reunir evidencia suficiente, analizarla mediante procedimientos justificables y comunicar resultados que puedan ser examinados por otros investigadores. En este escenario, la inteligencia artificial (IA) introduce nuevas posibilidades para trabajar con información, reconocer patrones y apoyar tareas de diversa complejidad. Su incorporación al quehacer científico, sin embargo, exige distinguir entre la capacidad de una herramienta para procesar información y la capacidad de la investigación para producir conocimiento válido.

La IA ha dejado de circunscribirse a aplicaciones especializadas de computación para convertirse en un conjunto de tecnologías que intervienen en numerosas disciplinas y fases del trabajo académico. Los sistemas de aprendizaje automático pueden contribuir al reconocimiento de regularidades en bases de datos extensas; las técnicas de procesamiento del lenguaje natural facilitan determinadas operaciones sobre corpus documentales; y los modelos generativos permiten proponer borradores, clasificaciones, consultas o explicaciones preliminares. Estas posibilidades amplían el repertorio instrumental disponible, pero su utilidad científica depende de la pertinencia del problema, de la calidad de los datos y de las decisiones metodológicas adoptadas por las personas responsables de la investigación.

La expansión de estas tecnologías no representa solamente una modificación de herramientas. También plantea preguntas sobre la organización del conocimiento, la distribución de capacidades investigativas y los criterios utilizados para valorar la evidencia. Gao y Wang (2024), al estudiar la utilización y los beneficios potenciales de la IA en diferentes campos científicos, identificaron una presencia creciente de estas tecnologías, junto con diferencias importantes entre disciplinas y comunidades académicas. Este panorama revela una oportunidad para fortalecer la investigación, pero también la necesidad de desarrollar competencias que permitan evaluar cuándo la automatización resulta pertinente y qué condiciones deben cumplirse para utilizarla rigurosamente.

Una de las transformaciones más visibles se relaciona con la aparición de sistemas de inteligencia artificial generativa capaces de producir respuestas en lenguaje natural. Su facilidad de acceso ha despertado interés por actividades como la exploración inicial de temas, la comparación de conceptos, la estructuración de documentos y la revisión lingüística de manuscritos. Van Dis et al. (2023) advirtieron tempranamente que estos desarrollos requerían una respuesta organizada de la comunidad científica, particularmente en materia de transparencia, evaluación y nuevas prácticas de investigación. La incorporación de sistemas generativos no puede reducirse, por tanto, a aprender instrucciones para obtener respuestas: requiere comprender sus limitaciones, verificar sus productos y documentar de manera apropiada su intervención.

La fluidez de un texto generado automáticamente no demuestra la exactitud de su contenido. Un sistema puede formular afirmaciones plausibles que carecen de sustento, omitir condiciones importantes, reproducir sesgos presentes en sus datos o atribuir información a fuentes inexistentes. Más aún, la disponibilidad de respuestas inmediatas puede favorecer una confianza desproporcionada en explicaciones que no han sido sometidas a contraste. Messeri y Crockett (2024) analizaron este riesgo mediante la noción de ilusiones de comprensión, al señalar que determinadas aplicaciones de IA podrían incrementar la producción aparente de conocimiento sin garantizar una comprensión equivalente de los fenómenos estudiados. En consecuencia, el criterio científico debe prevalecer sobre la rapidez y la apariencia de precisión.

Estas consideraciones adquieren especial relevancia en el planteamiento del problema y en el diseño metodológico. Identificar un vacío de investigación no consiste en aceptar una propuesta automática de tema, sino en contrastar antecedentes, delimitar una situación investigable y justificar su contribución teórica o práctica. De manera semejante, formular hipótesis, seleccionar una muestra o decidir un procedimiento analítico requiere atender a las propiedades del objeto de estudio y a los supuestos del método elegido. La IA puede asistir en la organización de alternativas y en la detección preliminar de inconsistencias, pero no sustituye la argumentación mediante la cual el investigador justifica sus decisiones.

La revisión de literatura constituye otro ámbito en el que estas herramientas generan expectativas importantes. El crecimiento de la producción científica dificulta localizar,

organizar y examinar críticamente la totalidad de los trabajos pertinentes para una pregunta determinada. La búsqueda semántica, la clasificación asistida y la extracción preliminar de información pueden ayudar a gestionar esta complejidad. No obstante, una revisión rigurosa debe conservar estrategias de búsqueda explícitas, criterios de inclusión y exclusión, trazabilidad de las decisiones y evaluación de la calidad de los documentos. El valor de una síntesis no depende de la cantidad de textos procesados por un sistema, sino de la solidez del procedimiento que permite convertir fuentes individuales en argumentos sustentados.

En el análisis de datos, la contribución potencial de la IA exige una distinción igualmente importante entre predicción, descripción, explicación e inferencia causal. La identificación de patrones puede orientar nuevas preguntas o anticipar determinados resultados, pero una asociación estadística no constituye por sí misma una relación causal. Además, los modelos deben examinarse con respecto a la integridad del conjunto de datos, los posibles sesgos de selección, el ajuste excesivo y la capacidad de generalización. Los resultados computacionales adquieren significado científico cuando pueden interpretarse a la luz de teorías, decisiones de diseño, pruebas de robustez y limitaciones expresamente reconocidas.

La dimensión ética atraviesa todas estas actividades. El uso de datos personales, documentos inéditos o información institucional confidencial demanda medidas de protección que no desaparecen cuando intervienen servicios automatizados. Asimismo, la transparencia sobre las herramientas utilizadas, la atribución adecuada de las ideas y la posibilidad de reconstruir las operaciones realizadas son condiciones de confianza en la investigación. La guía de Miao y Holmes (2023), publicada por la UNESCO, propone una perspectiva centrada en las personas para orientar la integración responsable de IA generativa en educación e investigación. De forma complementaria, el marco de gestión de riesgos presentado por Tabassi (2023) para el National Institute of Standards and Technology ofrece criterios para identificar, evaluar y gestionar riesgos asociados con sistemas de IA.

La presente obra parte de una premisa central: la inteligencia artificial debe comprenderse como un recurso de apoyo al razonamiento y a la práctica científica, no como una autoridad autónoma que determine la validez de las conclusiones. Su integración responsable supone competencias técnicas, capacidad de interpretación, alfabetización informacional y disposición permanente a verificar la evidencia. Este enfoque resulta especialmente importante

en instituciones educativas y científicas con recursos desiguales, donde la adopción acelerada de herramientas no siempre se acompaña de formación metodológica o de políticas claras para su utilización.

El objetivo general de este libro es analizar los fundamentos, las aplicaciones y las implicaciones de la inteligencia artificial en las principales etapas de la investigación científica, articulando conocimientos conceptuales con orientaciones metodológicas y ejemplos prácticos. Se busca proporcionar al lector criterios para reconocer tareas susceptibles de apoyo tecnológico, seleccionar herramientas de acuerdo con propósitos definidos, evaluar críticamente sus resultados y preservar los principios de integridad que sustentan la producción académica. La obra se dirige a estudiantes universitarios, docentes, investigadores y profesionales interesados en fortalecer sus procesos de investigación desde una perspectiva interdisciplinaria.

Para cumplir este propósito, el texto adopta un enfoque académico de carácter teórico-aplicado. Examina conceptos y aportes de la literatura especializada, relaciona las capacidades de las tecnologías con decisiones concretas del proceso investigativo y utiliza situaciones ilustrativas para mostrar procedimientos posibles. Estos ejemplos tienen una finalidad formativa: no representan experimentos originales ni se presentan como resultados empíricos obtenidos por los autores. Tampoco se propone un catálogo definitivo de plataformas, pues su disponibilidad y funcionamiento cambian con rapidez; se privilegian, en cambio, criterios de selección y validación que conservan utilidad frente a la evolución tecnológica.

La organización del libro responde a la secuencia habitual del trabajo científico. El primer capítulo presenta los fundamentos de la IA y examina su transformación del conocimiento, desde las nociones de aprendizaje automático hasta los modelos generativos y sus principales límites. El segundo aborda la formulación del problema, la construcción de preguntas y objetivos, el desarrollo del marco conceptual y la elección de diseños metodológicos. El tercero se centra en la búsqueda, evaluación y síntesis de literatura, con atención a herramientas de recuperación, análisis bibliométrico y revisión sistemática.

El cuarto capítulo profundiza en la preparación y el análisis de datos científicos, incluyendo aproximaciones cuantitativas, cualitativas y predictivas, así como la interpretación y validación de resultados. El quinto examina el apoyo de la IA en la estructuración de

manuscritos, la redacción académica, la gestión de referencias y los procesos de publicación y divulgación. Finalmente, el sexto estudia los principios éticos, los sesgos, la autoría, la reproducibilidad, la protección de datos y los desafíos futuros de una investigación cada vez más mediada por sistemas inteligentes.

A lo largo de estas seis unidades se defiende una idea transversal: la calidad de una investigación no puede medirse por el grado de automatización alcanzado, sino por la relevancia de sus preguntas, la solidez de su diseño, la confiabilidad de la evidencia y la transparencia de sus conclusiones. La IA puede contribuir a mejorar determinados procedimientos y abrir posibilidades de exploración, siempre que su uso sea proporcionado, documentado y sometido a juicio crítico. Desde esa perspectiva, este libro invita a incorporar las tecnologías emergentes sin renunciar a los fundamentos epistemológicos, metodológicos y éticos que hacen posible una ciencia responsable y socialmente significativa.

CAPÍTULO I

Fundamentos de la inteligencia artificial en la investigación científica



CAPÍTULO I.

1 FUNDAMENTOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

La investigación científica constituye un proceso sistemático de construcción, contrastación y revisión del conocimiento. Su desarrollo exige formular preguntas pertinentes, definir procedimientos capaces de producir evidencia y someter los resultados al examen de una comunidad académica. En ese marco, la inteligencia artificial (IA) introduce recursos computacionales que permiten explorar volúmenes amplios de información, identificar regularidades y apoyar tareas analíticas y comunicativas. Su incorporación, sin embargo, no modifica el requisito fundamental de la ciencia: las afirmaciones deben poder justificarse mediante métodos explícitos y evidencia susceptible de evaluación.

Este capítulo presenta las bases conceptuales y la trayectoria histórica de la IA, distingue sus principales familias tecnológicas y examina la función de los modelos de lenguaje en el trabajo académico. El análisis combina aportes de la literatura especializada con ejemplos de uso que ilustran posibilidades y límites. Se sostiene una premisa transversal: la utilidad científica de una herramienta no depende de la sofisticación de sus respuestas, sino de la calidad de los datos utilizados, la pertinencia del procedimiento y la capacidad del investigador para verificar lo producido.

1.1 Inteligencia artificial y transformación del conocimiento científico

La inteligencia artificial puede entenderse como un campo interdisciplinario dedicado al diseño y estudio de sistemas computacionales capaces de ejecutar actividades relacionadas con inferencias, aprendizaje, reconocimiento de patrones, generación de contenidos o toma de decisiones. Esta caracterización evita reducirla a programas que conversan con personas. La definición actualizada de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE, 2024) destaca que los sistemas basados en máquinas pueden inferir, a partir de entradas y objetivos explícitos o implícitos, cómo generar predicciones, contenidos, recomendaciones o

decisiones. También reconoce diferencias en sus niveles de autonomía y capacidad de adaptación.

En el ámbito científico, esta definición requiere una precisión adicional. Un sistema puede ofrecer predicciones estadísticamente útiles sin comprender una teoría en el sentido epistemológico del término; asimismo, puede producir una explicación lingüísticamente coherente sin haber comprobado su correspondencia con los hechos. Por ello, la capacidad computacional de inferir patrones y la capacidad científica de justificar una conclusión deben analizarse como dimensiones relacionadas, pero distintas. El conocimiento científico no se identifica únicamente con la obtención de respuestas: supone procedimientos transparentes, condiciones de contrastación, discusión teórica y posibilidad de corrección.

La actividad investigativa comprende momentos que suelen representarse de manera secuencial —problematización, revisión de antecedentes, diseño, recolección y análisis de datos, interpretación y comunicación—, aunque en la práctica existen retroalimentaciones constantes. La IA puede intervenir en diversos momentos sin que todos requieran la misma tecnología. Un algoritmo de clasificación puede ayudar a organizar observaciones; un sistema de reconocimiento de imágenes puede asistir en el examen de muestras; un modelo lingüístico puede facilitar la formulación de estrategias de búsqueda o la revisión de claridad de un manuscrito. El sentido científico de estas intervenciones depende de su vinculación con un problema de investigación determinado.

Durante décadas, las técnicas computacionales apoyaron principalmente operaciones de cálculo, simulación y procesamiento de información. La expansión de la disponibilidad de datos y de la capacidad de cómputo permitió construir sistemas que aprenden regularidades a partir de ejemplos, en lugar de depender exclusivamente de reglas formuladas por especialistas. Jordan y Mitchell (2015) explicaron que el aprendizaje automático se consolidó en la intersección de la informática y la estadística, con aplicaciones en distintos sectores de la ciencia. Este desarrollo no elimina la estadística tradicional ni los modelos explicativos; amplía el conjunto de métodos disponibles y plantea nuevas decisiones sobre su utilización.

Una diferencia fundamental es la que existe entre identificar asociaciones y establecer explicaciones causales. Considérese un sistema que, a partir de registros de instituciones educativas, predice la probabilidad de abandono estudiantil. Su desempeño podría evaluarse con datos independientes mediante medidas de clasificación. No obstante, aunque determine variables asociadas al abandono, ello no demuestra por sí mismo que tales factores sean sus causas. Para aproximarse a una explicación causal se necesitan diseños, supuestos y estrategias de identificación apropiados. Esta distinción muestra por qué los resultados de IA deben interpretarse dentro de la lógica de la investigación y no como sustitutos del razonamiento metodológico.

La transformación también afecta la escala de las preguntas científicas. Wang et al. (2023) examinan cómo las técnicas de IA pueden contribuir a distintas fases del descubrimiento en disciplinas como biología, química y ciencias físicas. El procesamiento automatizado de estructuras complejas, imágenes o grandes conjuntos de registros permite abordar tareas difícilmente realizables de forma exclusivamente manual. No obstante, una mayor escala de procesamiento no equivale necesariamente a mayor profundidad explicativa. El investigador continúa siendo responsable de determinar qué pregunta importa, qué resultados resultan plausibles y cuáles merecen una contrastación adicional.

La literatura muestra indicios de beneficios, pero invita a interpretarlos con cautela. Gao y Wang (2024) desarrollaron un marco para estudiar el uso de IA y sus beneficios asociados en la actividad científica. Sus hallazgos contribuyen a comprender el potencial de estas herramientas en la producción de investigación, sin justificar la conclusión de que cualquier aplicación generará mejoras o de que los efectos observados sean idénticos en todas las disciplinas. Factores como la disponibilidad de datos, las capacidades del equipo, la infraestructura y las prácticas de evaluación condicionan las ventajas obtenidas.

Esta situación obliga a distinguir eficiencia operativa de calidad epistémica. Una herramienta puede reducir el tiempo invertido en tareas preparatorias y, simultáneamente, inducir errores difíciles de detectar. Una búsqueda automatizada que localiza documentos pertinentes puede apoyar el trabajo académico; pero una síntesis que omite investigaciones contrarias a la hipótesis inicial puede reforzar una conclusión sesgada. La productividad, por

tanto, debe examinarse junto a la cobertura de la evidencia, la validez de los procedimientos y la posibilidad de reproducir los resultados.

Desde una perspectiva interdisciplinaria, la IA también modifica la distribución de competencias dentro de los equipos científicos. Investigadores de campos no computacionales pueden beneficiarse de técnicas antes reservadas a especialistas, mientras que profesionales de ciencia de datos requieren comprender las particularidades teóricas de los problemas estudiados. Esta convergencia favorece la colaboración, aunque introduce nuevas asimetrías: disponer de una herramienta no implica conocer sus supuestos, sus sesgos o sus condiciones de aplicación. La alfabetización en IA debe complementarse con competencias metodológicas, estadísticas y disciplinares.

En consecuencia, la principal transformación no consiste en reemplazar al investigador por un sistema automático, sino en modificar las relaciones entre datos, modelos, interpretación y decisión científica. Un proceso de investigación asistido por IA es sólido cuando identifica con precisión la tarea delegada, conserva mecanismos de verificación humana y documenta las decisiones que influyen en el resultado. Esta perspectiva permite comprender la IA como una infraestructura de apoyo al conocimiento, cuya legitimidad se construye mediante evidencias y prácticas de investigación responsables.

1.2 Evolución de la inteligencia artificial en los procesos investigativos

Los antecedentes de la inteligencia artificial anteceden a la disponibilidad de los actuales asistentes conversacionales. En 1950, Alan Turing planteó en la revista *Mind* una discusión decisiva sobre las posibilidades de evaluar comportamientos asociados con la inteligencia de las máquinas (Turing, 1950). Su contribución no resolvió de forma definitiva la naturaleza de la inteligencia, pero abrió un campo de debate sobre los criterios utilizados para atribuir capacidades a un sistema computacional. Para la investigación contemporánea, este antecedente recuerda que el rendimiento observable de una herramienta no autoriza automáticamente afirmaciones sobre comprensión, conciencia o razonamiento equivalente al humano.

El proyecto de investigación de Dartmouth, desarrollado durante el verano de 1956, suele identificarse como un momento fundacional del campo. La propuesta redactada en 1955 por

McCarthy, Minsky, Rochester y Shannon imaginó la posibilidad de estudiar formalmente procesos como el uso del lenguaje, la abstracción y el aprendizaje, y fue reproducida posteriormente en *AI Magazine* (McCarthy et al., 2006). Aquella agenda estableció objetivos científicos de gran alcance, aunque los progresos posteriores fueron desiguales y estuvieron condicionados por las limitaciones tecnológicas y las dificultades inherentes a la representación del conocimiento.

Durante las primeras décadas se promovieron aproximaciones simbólicas, basadas en reglas, representaciones lógicas y procedimientos explícitos de búsqueda. Los llamados sistemas expertos intentaron capturar conocimientos especializados y aplicarlos a problemas delimitados. Su importancia científica radicó en demostrar que ciertos razonamientos podían formalizarse y ejecutarse mediante programas. Sin embargo, estos enfoques enfrentaron dificultades para operar frente a fenómenos ambiguos, información incompleta y situaciones no previstas por sus reglas. También demandaban esfuerzos considerables para adquirir, mantener y actualizar sus bases de conocimiento.

La evolución posterior estuvo influida por métodos probabilísticos y estadísticos. En lugar de describir exhaustivamente cada regla de decisión, las técnicas de aprendizaje automático buscaron ajustar modelos a partir de observaciones. Este desplazamiento resultó especialmente relevante para campos que producen datos continuos o de alta dimensionalidad. En investigación, un modelo entrenado con ejemplos puede reconocer regularidades que serían complejas de formalizar manualmente; sin embargo, su funcionamiento depende de la representatividad de las observaciones y de la coherencia entre los datos de entrenamiento y aquellos sobre los que se pretende aplicarlo.

Jordan y Mitchell (2015) identificaron el crecimiento de los datos y la disponibilidad de recursos de cómputo como factores que contribuyeron a la expansión del aprendizaje automático. Esta combinación facilitó la aplicación de modelos a problemas de clasificación, reconocimiento y predicción. El cambio fue importante porque transformó el tipo de evidencia que podían procesar los equipos de investigación: registros transaccionales, señales digitales, imágenes, secuencias biológicas y textos extensos comenzaron a estudiarse mediante métodos capaces de representar relaciones complejas.

Un hito adicional fue la consolidación del aprendizaje profundo, una familia de técnicas que utiliza redes neuronales con múltiples capas de procesamiento. LeCun et al. (2015) mostraron cómo estos sistemas habían avanzado en reconocimiento de voz, visión por computadora y otros problemas, incluidas aplicaciones científicas. Su relevancia no debe interpretarse como una superioridad universal frente a todos los métodos previos: en muestras pequeñas, problemas bien estructurados o contextos con exigencias de interpretabilidad, un modelo estadístico sencillo puede resultar más adecuado que una arquitectura profunda.

En 2017, Vaswani et al. propusieron la arquitectura *Transformer*, basada en mecanismos de atención para procesar relaciones entre elementos de una secuencia. Su desarrollo se produjo en el contexto de tareas de procesamiento lingüístico, pero sus principios influyeron posteriormente en numerosos sistemas de IA. Esta arquitectura contribuyó a la evolución de modelos capaces de trabajar con textos extensos y producir respuestas contextualizadas. Para el investigador, el efecto visible más importante fue la aparición de interfaces en lenguaje natural que facilitan la interacción con funciones computacionales complejas sin exigir la programación manual de cada operación.

Otra manifestación del potencial científico de la IA se observa en el trabajo sobre estructuras de proteínas. Jumper et al. (2021) describieron AlphaFold, un sistema que alcanzó una elevada precisión en tareas de predicción estructural. El caso ilustra cómo el aprendizaje profundo puede generar herramientas especializadas para un problema científico concreto y contribuir a nuevas líneas de investigación. No obstante, una estructura predicha no reemplaza todas las formas de validación experimental, ni equivale a resolver por completo las preguntas funcionales, dinámicas o biológicas relacionadas con una proteína.

Durante la expansión de los sistemas generativos se popularizó una modalidad distinta de interacción: solicitar explicaciones, proponer alternativas de redacción, organizar argumentos o generar código a partir de instrucciones textuales. Esta accesibilidad ha promovido su incorporación en actividades de docencia e investigación. Miao y Holmes (2023) destacan, desde la perspectiva de UNESCO, la necesidad de desarrollar capacidades institucionales para evaluar y utilizar estas tecnologías mediante enfoques centrados en las personas. El acceso masivo a interfaces conversacionales constituye una transformación práctica relevante, aunque

no elimina los desafíos históricos del campo, como la fiabilidad, la interpretación y la supervisión.

La trayectoria descrita permite reconocer continuidades y rupturas. Persisten las aspiraciones de automatizar tareas cognitivas, pero han cambiado las fuentes de datos, las arquitecturas y las modalidades de interacción. La evolución de la IA no debe presentarse como una sustitución lineal de un paradigma por otro: hoy coexisten sistemas basados en reglas, enfoques estadísticos, modelos especializados y tecnologías generativas. En investigación científica, elegir entre ellos requiere atender a la pregunta planteada, los recursos disponibles, la naturaleza de la evidencia y los criterios de evaluación pertinentes.

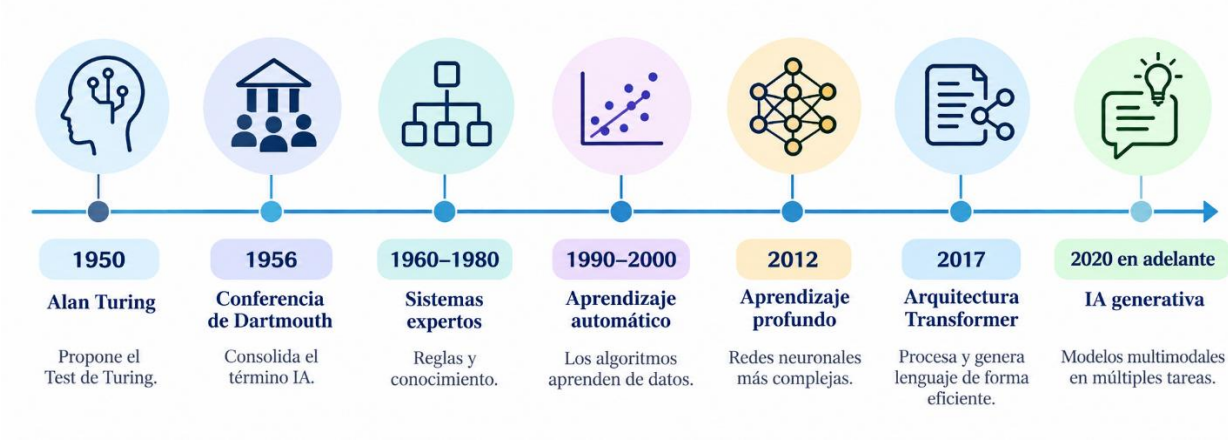


Figura 1 Evolución de la inteligencia artificial en la investigación científica

1.3 Aprendizaje automático, aprendizaje profundo e inteligencia artificial generativa

Aunque suelen utilizarse como expresiones equivalentes, inteligencia artificial, aprendizaje automático, aprendizaje profundo e inteligencia artificial generativa designan conceptos distintos. La IA constituye la categoría más amplia. Dentro de ella, el aprendizaje automático reúne métodos que ajustan su comportamiento utilizando datos; el aprendizaje profundo comprende técnicas sustentadas en redes neuronales de múltiples capas; y la IA generativa se orienta a producir contenido nuevo, como texto, imágenes, audio, código u otras representaciones, a partir de regularidades aprendidas. Existen relaciones importantes entre estas

categorías, pero no una equivalencia completa: no toda IA aprende de datos, no todo aprendizaje automático utiliza redes profundas y no todo modelo profundo es generativo.

El aprendizaje automático puede organizarse, de manera introductoria, según la información que recibe durante su entrenamiento. En el aprendizaje supervisado se cuenta con ejemplos asociados a una etiqueta o resultado conocido; el modelo intenta aprender una relación que permita realizar predicciones sobre nuevos casos. En el no supervisado se exploran estructuras, similitudes o agrupamientos sin disponer de una variable objetivo etiquetada. El aprendizaje por refuerzo estudia agentes que ajustan decisiones a partir de señales de recompensa en entornos definidos. Esta clasificación resulta útil para introducir el tema, aunque las investigaciones actuales pueden combinar procedimientos, representaciones y objetivos.

La investigación científica exige distinguir la tarea predictiva de la explicación sustantiva. Supóngase un estudio sobre la estimación del riesgo de incumplimiento crediticio de pequeñas empresas. Un algoritmo supervisado podría aprender a diferenciar registros históricos de cumplimiento e incumplimiento. Su utilidad tendría que evaluarse sobre observaciones no utilizadas en el entrenamiento, con medidas acordes con el problema y atendiendo a errores de clasificación. Incluso si alcanza un rendimiento adecuado, las variables relevantes para predecir no necesariamente permiten establecer una explicación causal del incumplimiento. La validación de hipótesis económicas demanda consideraciones adicionales de teoría, diseño y supuestos estadísticos.

El aprendizaje profundo amplía las posibilidades de representación de datos complejos. Sus capas permiten transformar progresivamente las características de una señal, imagen o secuencia, de modo que el sistema pueda captar configuraciones que no serían evidentes mediante reglas manuales simples. LeCun et al. (2015) presentan esta propiedad como una de las bases de su desarrollo. En contextos científicos, las redes profundas pueden ser pertinentes cuando se dispone de imágenes, lenguaje o señales de gran complejidad; sin embargo, el tamaño de los datos, la disponibilidad de recursos y la explicabilidad son criterios que deben valorarse antes de adoptarlas.

La IA generativa plantea otra clase de producto. En lugar de limitarse a asignar una categoría o estimar un valor, produce una salida que responde a una instrucción y a regularidades adquiridas durante el entrenamiento. Los modelos de lenguaje, por ejemplo, generan secuencias de texto condicionadas por un contexto. Tal capacidad puede servir para reformular una definición, proponer una estructura narrativa o explorar posibles relaciones conceptuales. Pero generar una respuesta plausible no equivale a recuperar un hecho verificado, y menos aún a demostrar una hipótesis. Esta diferencia exige evitar que el formato convincente de una respuesta sea confundido con validez científica.

La siguiente tabla sintetiza las relaciones entre estas tecnologías y algunos de sus posibles usos investigativos. Su finalidad es orientativa: la selección de una técnica debe surgir del problema y del diseño, no de la popularidad de una herramienta.

Tabla 1 Diferenciación de enfoques de inteligencia artificial y aplicaciones investigativas

Enfoque	Propósito predominante	Aplicación posible en investigación	Precaución metodológica
Sistemas basados en reglas	Aplicar instrucciones explícitas a situaciones delimitadas	Verificar criterios formales de elegibilidad o consistencia	Las reglas no cubren necesariamente situaciones no previstas
Aprendizaje automático	Estimar relaciones o patrones a partir de datos	Clasificar registros o predecir variables	Evitar sobreajuste y validar con datos independientes
Aprendizaje profundo	Representar patrones complejos mediante redes de múltiples capas	Analizar imágenes, señales o secuencias	Examinar datos, recursos e interpretabilidad
IA generativa	Producir nuevas salidas condicionadas por instrucciones	Apoyar borradores, código exploratorio o síntesis preliminares	Verificar hechos, fuentes y resultados generados

Nota. Elaboración propia a partir de Jordan y Mitchell (2015), LeCun et al. (2015) y Vaswani et al. (2017).

Existe una distinción adicional entre modelos de propósito general y modelos construidos para problemas específicos. Un sistema entrenado sobre datos de una disciplina puede incorporar relaciones relevantes para esa área, mientras que un modelo de lenguaje general es capaz de asistir en tareas variadas sin garantizar precisión especializada. La elección

no debe basarse únicamente en cuál responde con mayor fluidez. También importa conocer la procedencia de los datos, la posibilidad de evaluar la salida y el nivel de control disponible sobre el procedimiento.

El diseño de una investigación que incorpore aprendizaje automático debe atender al menos a cuatro elementos: la definición clara de la variable o tarea, la calidad y procedencia de los datos, la separación apropiada entre entrenamiento y evaluación, y la interpretación responsable de los resultados. Estos elementos ayudan a prevenir problemas de sobreajuste, fuga de información y resultados difíciles de reproducir. Cuando se trabaja con sistemas generativos, deben añadirse controles explícitos sobre la fidelidad de la información y la trazabilidad de las operaciones realizadas.

La calidad de un modelo no puede resumirse en una única cifra. Un indicador de exactitud puede ocultar deficiencias graves en grupos poco representados; una respuesta correctamente redactada puede contener errores sustantivos; y una predicción estadística aceptable en un conjunto de prueba puede deteriorarse cuando cambian las condiciones del entorno. Los criterios de evaluación deben ajustarse a la finalidad del estudio y complementarse con un análisis de incertidumbre, validez externa y consecuencias de los errores. En la práctica, la decisión tecnológica es inseparable de la decisión metodológica.

En síntesis, comprender estas distinciones evita el uso indiscriminado de la expresión «inteligencia artificial». Cuando un investigador informa que utilizó IA, resulta insuficiente identificar únicamente la plataforma comercial o el nombre del programa. Debe explicar, en la medida pertinente, qué tipo de procedimiento empleó, cuál fue su función en el diseño, qué entradas recibió, cómo se evaluaron sus salidas y qué decisiones permanecieron bajo responsabilidad humana. Esta precisión contribuye a la transparencia y facilita la interpretación crítica de los estudios publicados.

1.4 Modelos de lenguaje y sus aplicaciones en la investigación académica

Los modelos de lenguaje constituyen una de las manifestaciones más visibles de la IA contemporánea. Su función principal consiste en procesar secuencias lingüísticas y estimar relaciones que permiten completar, transformar o generar textos condicionados por un contexto.

En los sistemas modernos, el entrenamiento sobre grandes conjuntos de datos posibilita la adquisición de regularidades sintácticas, semánticas y discursivas que se manifiestan en respuestas aparentemente flexibles. Sin embargo, la generación de expresiones bien organizadas no debe confundirse con la comprobación de sus afirmaciones ni con una capacidad ilimitada de razonamiento científico.

La arquitectura *Transformer* descrita por Vaswani et al. (2017) constituyó una contribución importante para el desarrollo de modelos de procesamiento de secuencias. Su mecanismo de atención permite representar relaciones entre diferentes elementos de una entrada y facilita formas de procesamiento paralelizable. Para comprender su utilización académica no es necesario dominar toda la matemática de la arquitectura, pero sí conocer un principio operativo: el modelo produce respuestas condicionadas por patrones aprendidos y por las instrucciones recibidas. La salida resultante no contiene, por sí misma, un registro verificable del razonamiento que un investigador exigiría para defender una conclusión empírica.

Este aspecto adquiere relevancia cuando el sistema se utiliza para describir teorías, explicar conceptos o responder preguntas especializadas. Bender y Koller (2020) advierten sobre el riesgo de equiparar el manejo de formas lingüísticas con la comprensión del significado en condiciones semejantes a las humanas. En investigación, la consecuencia práctica es clara: la fluidez verbal no funciona como criterio de veracidad. Una respuesta puede ser gramaticalmente impecable, incluir terminología técnica y presentar una estructura argumentativa reconocible, pero contener inferencias improcedentes, omisiones o referencias bibliográficas que no existen.

La interacción con estos sistemas suele realizarse mediante instrucciones formuladas en lenguaje natural. La precisión de la solicitud influye en la pertinencia de la respuesta: una consigna vaga favorece productos generales, mientras que una consigna delimitada puede ayudar a organizar tareas concretas. Por ejemplo, es diferente pedir «escribe un marco teórico sobre innovación» que solicitar «identifica dimensiones conceptuales que deberían examinarse en una revisión teórica sobre innovación organizacional, indicando qué definiciones requieren verificación en fuentes primarias». La segunda formulación define un propósito, reconoce límites y evita presentar como demostradas afirmaciones que todavía deben contrastarse.

La utilidad de estas herramientas es especialmente clara en labores de apoyo cognitivo y editorial. Pueden ayudar a identificar ambigüedades en una pregunta de investigación, comparar estructuras argumentativas, preparar vocabularios alternativos para consultas documentales o revisar la consistencia terminológica de un texto. Estas tareas no requieren que la IA tome decisiones científicas por el investigador; ofrecen insumos que deben ser evaluados y, cuando corresponda, corregidos. El criterio rector es utilizar la herramienta para mejorar la claridad y explorar opciones, no para transferirle la responsabilidad sobre la validez del contenido.

En las etapas preliminares de un proyecto puede resultar útil solicitar una comparación entre enfoques teóricos o un esquema de dimensiones conceptuales. No obstante, la propuesta generada debe confrontarse con literatura efectivamente localizada y leída. El investigador ha de distinguir entre las ideas que la herramienta sugiere para explorar y las afirmaciones que puede incorporar a su manuscrito como conocimientos establecidos. No corresponde utilizar una respuesta generada como prueba de que una teoría, un autor o un hallazgo existe. Esa verificación debe realizarse mediante publicaciones, bases de datos o documentos institucionales confiables.

Una modalidad tecnológica relevante combina generación de texto con recuperación de documentos. Estos enfoques suelen conocerse como generación aumentada por recuperación de información, o RAG por su sigla en inglés. Su principio consiste en incorporar pasajes documentales a la información que recibe el modelo al formular una respuesta. Cuando los documentos proceden de un corpus controlado, el sistema puede facilitar la consulta de materiales delimitados y permitir contrastar cada afirmación con fragmentos recuperados. Sin embargo, la incorporación de documentos no garantiza automáticamente una interpretación correcta: pueden persistir errores de selección, omisiones y asociaciones no respaldadas.

Para valorar un sistema lingüístico destinado a la investigación no basta con comprobar que produce textos comprensibles. Es necesario considerar, al menos, la exactitud de los datos y conceptos, la fidelidad a las fuentes, la estabilidad razonable ante variaciones de instrucciones y la posibilidad de documentar el procedimiento. Si el sistema se utiliza con registros institucionales o información reservada, deben examinarse también las condiciones de

seguridad, retención de datos y autorización para compartirlos. Estas comprobaciones deben guardar relación con el riesgo concreto de la tarea: una reformulación estilística no exige los mismos controles que la interpretación de resultados clínicos o la elaboración de recomendaciones de política pública.

Un ejemplo hipotético permite ilustrar esta diferencia. Supóngase que una investigadora prepara un estudio sobre gestión presupuestaria municipal. Puede pedir a un modelo de lenguaje que proponga términos alternativos para buscar artículos sobre desviaciones presupuestarias, control financiero y pronósticos. El producto puede servir como punto de partida para diseñar una estrategia de búsqueda. En cambio, si solicita «enumera diez artículos con DOI que demuestren el efecto de la IA sobre el gasto público», corre el riesgo de recibir una mezcla de referencias correctas, incompletas o inexistentes. El segundo encargo exige comprobaciones bibliográficas independientes antes de incorporar cualquier resultado al trabajo.

En ese mismo caso, el sistema podría ayudar a comparar la coherencia entre una pregunta formulada, objetivos propuestos y variables posibles. La evaluación académica seguiría requiriendo revisar definiciones conceptuales, disponibilidad de datos, estrategia de identificación y pertinencia del diseño. Una herramienta lingüística puede apoyar la expresión de un planteamiento, pero no demuestra por sí sola que la pregunta esté correctamente delimitada, que un indicador posea validez o que una relación sea causal. Esta distinción resulta especialmente importante cuando la facilidad de producir borradores genera una falsa sensación de avance metodológico.

La documentación del uso de modelos de lenguaje también forma parte de una práctica científica responsable. Cuando su intervención es relevante para el proceso, resulta aconsejable conservar la fecha de uso, la plataforma o modelo identificable, el propósito de la interacción y las verificaciones efectuadas, respetando la confidencialidad de los datos. El nivel de detalle exigible dependerá del tipo de investigación y de las políticas de la institución o publicación. Miao y Holmes (2023) insisten en la importancia de desarrollar capacidades para una utilización crítica y centrada en las personas, condición esencial para que la accesibilidad tecnológica se traduzca en mejores prácticas académicas.

Por último, conviene evitar una dependencia que empobrezca el razonamiento del investigador. Si las preguntas, argumentos y conclusiones se aceptan sin examen porque fueron presentados mediante una interfaz convincente, la herramienta deja de apoyar el pensamiento científico y comienza a condicionarlo. La contribución más valiosa de los modelos de lenguaje no radica en que produzcan manuscritos completos de manera automática, sino en su capacidad para facilitar operaciones delimitadas dentro de un proceso intelectual en el que la lectura crítica, la reflexión y la responsabilidad permanecen en manos humanas.

1.5 Oportunidades, limitaciones y desafíos de la investigación asistida por inteligencia artificial

La expansión de la IA en investigación abre oportunidades para mejorar procesos operativos, explorar datos complejos y fortalecer determinadas capacidades analíticas. Sin embargo, ninguna de estas posibilidades puede valorarse al margen de sus límites. El debate científico relevante no consiste en decidir si la IA es intrínsecamente beneficiosa o perjudicial, sino en establecer en qué condiciones produce resultados confiables, para quiénes genera ventajas, cuáles son sus costos y qué mecanismos permiten identificar y corregir los errores. Esta posición exige una evaluación situada y evita generalizaciones basadas en demostraciones tecnológicas aisladas.

Una primera oportunidad es la ampliación de la capacidad de procesamiento. Muchos equipos afrontan colecciones documentales extensas, imágenes de alta resolución, señales complejas o conjuntos de datos que demandan un esfuerzo técnico considerable. Los procedimientos automatizados pueden apoyar la clasificación, extracción de características y detección de relaciones exploratorias. Wang et al. (2023) describen una diversidad de aplicaciones de IA en descubrimiento científico que muestra su potencial para contribuir a tareas especializadas. El beneficio real depende, no obstante, de la calidad del modelo y de su adecuación al problema abordado.

Una segunda oportunidad corresponde al apoyo en actividades que requieren organización y comunicación del conocimiento. Herramientas lingüísticas pueden facilitar la planificación de una revisión, la comparación preliminar de conceptos, la revisión formal de

textos y la documentación de procesos, siempre que sus resultados sean supervisados. En equipos con recursos limitados estas funciones podrían reducir algunas barreras operativas. No debe suponerse, sin embargo, que el acceso a una interfaz equivale a igualdad de condiciones para investigar. Persisten diferencias en conectividad, capacitación, acceso a publicaciones, calidad de datos y recursos de infraestructura que inciden sobre el aprovechamiento científico de la IA.

Las limitaciones aparecen desde la fase de construcción de los datos. Los conjuntos utilizados para desarrollar sistemas de IA pueden reproducir sesgos de selección, representación o medición. Si ciertos contextos territoriales, idiomas o grupos están escasamente representados, los resultados pueden ser menos pertinentes para ellos. Bender et al. (2021) examinan riesgos vinculados a los grandes modelos lingüísticos, entre ellos la composición de los datos y los costos asociados a su desarrollo. En investigación, la implicación es metodológica y ética: un sistema no debería considerarse neutral por el mero hecho de estar automatizado, y sus salidas deben examinarse desde el contexto en que serán utilizadas.

Otro problema reside en las respuestas incorrectas presentadas de forma convincente. Los modelos generativos pueden producir datos imprecisos, atribuciones equivocadas o referencias inexistentes. Estas fallas, frecuentemente denominadas alucinaciones, resultan especialmente peligrosas cuando el usuario no conoce suficientemente el tema o carece de acceso inmediato a las fuentes primarias. El daño científico puede propagarse si una afirmación no verificada ingresa al marco teórico, condiciona una decisión metodológica o se reproduce en trabajos posteriores. El control de calidad requiere verificar de manera independiente cada fuente bibliográfica y cada hecho sustantivo que se pretenda incorporar al manuscrito.

La automatización también puede afectar la diversidad de perspectivas. Messeri y Crockett (2024) advierten sobre las llamadas ilusiones de comprensión: situaciones en las que las herramientas hacen sentir que se comprende mejor un fenómeno de lo que realmente se comprende. En la práctica investigativa, una explicación sintética y fluida puede ocultar debates conceptuales todavía abiertos; una revisión automatizada puede privilegiar regularidades dominantes y relegar resultados contradictorios. Por ello, los investigadores deben mantener una

disposición activa a buscar evidencia que cuestione sus hipótesis, contrastar interpretaciones y reconocer incertidumbres.

La reproducibilidad constituye otro desafío. Un procedimiento científico debe permitir comprender cómo se obtuvieron los resultados y, cuando corresponda, replicar o auditar sus etapas. En sistemas de IA esto puede dificultarse por modificaciones de versiones, opacidad de algunos modelos, dependencias de servicios externos o variabilidad de sus respuestas. La documentación debe incluir los datos autorizados y utilizados, las transformaciones relevantes, los parámetros accesibles, las instrucciones y las verificaciones efectuadas. Cuando no sea posible reproducir exactamente una salida, corresponde informar esa limitación en lugar de presentar el proceso como plenamente determinista.

La protección de datos demanda especial atención. Los proyectos pueden manejar información personal, registros institucionales no públicos, manuscritos en evaluación o resultados preliminares sujetos a acuerdos de confidencialidad. Introducir esos materiales en un servicio externo sin verificar sus condiciones de tratamiento puede ser incompatible con compromisos éticos o contractuales. UNESCO subraya la importancia de proteger la privacidad y construir capacidades institucionales para el uso responsable de IA generativa en educación e investigación (Miao & Holmes, 2023). En consecuencia, las decisiones sobre herramientas deben considerar la naturaleza de los datos, el consentimiento aplicable y las políticas de seguridad de cada organización.

El desafío de la gobernanza no se resuelve mediante recomendaciones individuales aisladas. Instituciones y grupos de investigación necesitan criterios para autorizar usos, documentar decisiones, formar usuarios y revisar incidentes. El marco de gestión de riesgos del National Institute of Standards and Technology, presentado por Tabassi (2023), propone una aproximación estructurada a la confiabilidad de los sistemas de IA. Aunque no está diseñado exclusivamente para la investigación científica, sus principios de identificación, evaluación y gestión de riesgos pueden orientar políticas institucionales ajustadas a la sensibilidad de los datos y a las consecuencias posibles de cada aplicación.

También debe considerarse el riesgo de adoptar tecnologías sin una justificación metodológica suficiente. No todo problema de investigación mejora con aprendizaje profundo ni toda actividad académica necesita un modelo generativo. En algunos escenarios, una revisión manual bien delimitada, una base documental estructurada o un método estadístico interpretable pueden ofrecer mayor transparencia y resultados más apropiados. La selección responsable implica comparar alternativas en función de la pregunta, el costo, la experiencia requerida, el comportamiento esperado y la posibilidad de evaluar la calidad de las conclusiones.

Un criterio práctico es diferenciar tareas de bajo y alto riesgo. La sugerencia de sinónimos para ampliar búsquedas preliminares suele representar un riesgo limitado cuando el investigador revisa posteriormente los resultados. En cambio, la clasificación automatizada de personas, la interpretación de datos clínicos o la producción de conclusiones destinadas a políticas públicas exigen controles más rigurosos, revisión especializada y, cuando proceda, aprobaciones institucionales. La intensidad de la supervisión debería aumentar con la trascendencia de las decisiones y con la dificultad para detectar errores.

Desde una perspectiva formativa, el principal desafío es evitar que el dominio instrumental sustituya a la formación investigativa. Saber formular instrucciones no equivale a comprender fundamentos epistemológicos, diseñar muestras, valorar sesgos o interpretar incertidumbre. La alfabetización en IA resulta más provechosa cuando se articula con lectura crítica, métodos de investigación, estadística, ética y comunicación académica. La formación de investigadores debe incluir experiencias en las que se comparen salidas automatizadas con evidencia primaria y se justifiquen explícitamente las decisiones adoptadas.

La IA puede, en definitiva, ampliar determinadas posibilidades de la investigación científica, pero su contribución depende de condiciones técnicas, metodológicas e institucionales que no deben darse por supuestas. La calidad del conocimiento exige conservar una separación nítida entre sugerencias generadas, observaciones empíricas y conclusiones justificadas. Integrar IA de manera responsable significa aprovechar su capacidad de apoyo sin renunciar a la crítica, a la verificación documental ni a la responsabilidad de quienes firman y difunden una investigación. Sobre esta base, los capítulos siguientes examinarán su aplicación

concreta al diseño de estudios, la revisión de literatura, el análisis de datos y la comunicación científica.

CAPÍTULO II

Inteligencia artificial en el planteamiento y diseño de la investigación



CAPÍTULO II.

2 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL PLANTEAMIENTO Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

La calidad de una investigación comienza mucho antes del levantamiento de datos. Depende de la pertinencia del problema, de la precisión de las preguntas y de la congruencia entre los fundamentos conceptuales, las decisiones metodológicas y la evidencia que será necesaria para sostener las conclusiones. En este proceso, la inteligencia artificial (IA) ofrece capacidades de búsqueda, clasificación, comparación y generación de propuestas que pueden enriquecer el trabajo del investigador. Sin embargo, transformar una sugerencia computacional en una decisión científica exige fundamentación, examen crítico y documentación del procedimiento.

La incorporación de sistemas generativos no modifica el principio según el cual es el problema de investigación el que orienta la elección del método, y no la disponibilidad de una herramienta tecnológica. Creswell y Creswell (2022) destacan que las preguntas, los supuestos filosóficos y el tipo de conocimiento buscado condicionan el diseño de una investigación. Desde esta perspectiva, el uso responsable de IA debe comprenderse como una asistencia sometida a criterios epistemológicos y metodológicos, no como una vía automática para producir proyectos válidos.

El capítulo examina cinco momentos estrechamente relacionados: la identificación y delimitación del problema, la formulación de preguntas y objetivos, la elaboración del marco conceptual, la selección del enfoque y el diseño de instrumentos. Cada momento se acompaña de decisiones de verificación y de un caso ilustrativo sobre control presupuestario en instituciones públicas. El caso sirve para mostrar procedimientos posibles; sus preguntas, variables y materiales son propuestas didácticas, no resultados de una investigación empírica ejecutada.

2.1 Identificación y delimitación del problema científico mediante inteligencia artificial

Todo proyecto científico requiere distinguir entre un tema de interés, una situación problemática y un problema investigable. «Inteligencia artificial en el sector público» es un tema amplio; «demoras en la identificación de desviaciones presupuestarias en determinados gobiernos locales» describe una situación; en cambio, investigar en qué condiciones la calidad de los registros y la digitalización se relacionan con la detección oportuna de esas desviaciones representa una pregunta susceptible de observación sistemática. La diferencia es decisiva porque un problema científico debe especificar qué se desconoce, por qué resulta relevante y qué evidencia permitiría disminuir esa incertidumbre.

Las herramientas de IA pueden ayudar en una exploración preliminar del campo. A partir de una descripción inicial, un modelo de lenguaje puede proponer conceptos próximos, posibles actores, categorías analíticas, antecedentes y relaciones tentativas. Esta utilidad reside en ampliar el repertorio de preguntas que el investigador considera, particularmente cuando un fenómeno tiene dimensiones técnicas, sociales e institucionales. No obstante, una respuesta extensa o convincente no constituye por sí misma prueba de que exista un vacío científico. El investigador debe contrastar cada proposición con publicaciones originales, documentos oficiales y datos pertinentes (Messeri & Crockett, 2024).

La delimitación demanda decisiones explícitas. La unidad de análisis indica sobre quién o qué recaerá la observación: instituciones, personas, documentos, procedimientos o eventos. La delimitación espacial identifica el ámbito territorial o institucional; la temporal determina el período relevante; y la conceptual define qué significará cada término central. Una investigación sobre «eficiencia de la gestión» será ambigua mientras no se especifique si se refiere al tiempo de procesamiento, al costo de una operación, a la oportunidad de una alerta o a otra dimensión medible. La IA puede sugerir indicadores, pero su selección depende de la teoría y de la disponibilidad de evidencia.

En investigaciones aplicadas es conveniente separar los síntomas de las causas supuestas. La observación de que ciertos informes financieros son emitidos tardíamente no demuestra que el problema se origine en una baja digitalización. También podrían intervenir

restricciones de personal, modificaciones normativas, fallos de interoperabilidad o incentivos organizacionales. Esta distinción evita formular desde el inicio una conclusión disfrazada de problema y permite reconocer explicaciones alternativas que deberán ponerse a prueba. La literatura de inferencia causal recuerda que las asociaciones observadas no identifican, por sí mismas, relaciones de causa y efecto (Hernán & Robins, 2020).

La IA puede organizar esta exploración mediante matrices que diferencien hechos documentados, hipótesis explicativas, fuentes disponibles y preguntas pendientes. La matriz, sin embargo, debe construirse sobre insumos cuya procedencia sea conocida. Si el sistema recibe solamente una idea general y produce cifras concretas sobre incidencia, prevalencia o costos, esas cifras se tratarán como afirmaciones no verificadas y no se incorporarán al planteamiento. Los sistemas generativos pueden producir información plausible que carece de respaldo; van Dis et al. (2023) señalan la necesidad de desarrollar procedimientos que protejan la calidad del conocimiento científico frente a este riesgo.

Un procedimiento recomendable comienza con la descripción de la situación problemática en lenguaje propio, sigue con una búsqueda de evidencia documental y culmina en un inventario de incertidumbres verificables. Después puede solicitarse a un sistema que cuestione la formulación: ¿contiene afirmaciones causales no justificadas?, ¿confunde población con muestra?, ¿omite variables relevantes?, ¿se apoya en términos imposibles de observar? El valor de esta interacción no radica en aceptar la respuesta automática, sino en utilizarla como una revisión preliminar que será confirmada por el equipo investigador.

En el ejemplo del control presupuestario, la pregunta inicial podría ser: «¿Puede la IA mejorar el control de las finanzas públicas?». Su amplitud impide definir población, mecanismo de mejora y criterio de éxito. Una delimitación más rigurosa sería: «¿Qué asociación existe entre el grado de digitalización de los registros financieros y el tiempo de identificación de desviaciones presupuestarias en gobiernos municipales seleccionados durante un período determinado?». Esta formulación no presupone efectos causales y puede traducirse en observaciones medibles. La posibilidad de estudiar posteriormente un efecto causal requeriría otro diseño y supuestos adicionales.

La factibilidad complementa la relevancia científica. Antes de aprobar el problema se debe comprobar el acceso a registros, la estabilidad de las definiciones presupuestarias, las condiciones de privacidad, las autorizaciones institucionales y el tiempo disponible. Un proyecto técnicamente novedoso puede ser inviable si sus variables principales no existen en archivos accesibles o si el uso de información reservada no está autorizado. La planificación debe identificar tempranamente esas restricciones para evitar que el atractivo de una solución con IA conduzca a compromisos de investigación irrealizables.

La delimitación final debe expresarse en un texto argumentativo breve que reúna contexto, evidencia del problema, vacío específico, alcance y justificación. La IA habrá contribuido a comparar alternativas y detectar inconsistencias, pero la pertinencia del problema procederá de una evaluación humana sustentada. Esa separación entre generación de posibilidades y validación científica es una condición transversal del trabajo investigativo asistido por IA.

2.2 Formulación de preguntas, objetivos e hipótesis de investigación

Las preguntas orientan las decisiones metodológicas y precisan el tipo de respuesta que una investigación puede producir. Una pregunta descriptiva busca caracterizar un fenómeno; una comparativa examina diferencias entre grupos o períodos; una correlacional indaga asociaciones; una explicativa pretende identificar mecanismos o relaciones causales; y una interpretativa explora significados, experiencias o procesos sociales. La IA puede ayudar a distinguir estas finalidades al reformular propuestas, pero no debe convertir sin justificación una pregunta descriptiva en otra causal. Creswell y Creswell (2022) subrayan la correspondencia necesaria entre preguntas, enfoque y procedimientos.

La calidad de una pregunta se puede examinar mediante cinco criterios: claridad conceptual, relevancia científica, posibilidad de obtener evidencia, coherencia con el alcance del estudio y consideración de consecuencias éticas. «¿Cómo revolucionará la IA todas las investigaciones?» resulta poco delimitada e incorpora un supuesto valorativo. Por contraste, «¿Cómo describen los investigadores noveles las dificultades de verificar referencias sugeridas por modelos generativos durante la elaboración de su marco teórico?» delimita un fenómeno,

actores y experiencia de interés, y resulta compatible con un diseño cualitativo. La pregunta no predetermina que la herramienta sea beneficiosa o perjudicial.

Los objetivos traducen la pregunta en propósitos de conocimiento y deben formularse con verbos acordes con el alcance. «Describir», «comparar», «examinar», «interpretar» y «estimar» señalan operaciones distintas. En un estudio observacional, el objetivo «demostrar que la digitalización reduce el gasto» puede exceder la capacidad del diseño para separar la influencia de otros factores. Una opción prudente sería «examinar la asociación entre digitalización y oportunidad de detección, considerando características institucionales relevantes». El rigor consiste en prometer únicamente aquello que la evidencia permitirá evaluar.

La IA puede realizar una verificación de consistencia entre pregunta general, objetivo general y objetivos específicos. Por ejemplo, si la pregunta se refiere al tiempo de detección, pero los objetivos específicos se limitan a medir satisfacción del personal, existe una desconexión que debe corregirse. Puede solicitarse una matriz en la que cada objetivo específico se vincule con una fuente de datos, una variable o categoría y una estrategia de análisis. La matriz es útil como mecanismo de trazabilidad: muestra por qué se recogerá cada dato y qué parte del propósito investigativo contribuye a responder.

Las hipótesis no son obligatorias en toda investigación. En muchos estudios cuantitativos deductivos constituyen proposiciones explícitas sobre relaciones o diferencias que podrán ser contrastadas; en aproximaciones cualitativas interpretativas es habitual trabajar con preguntas abiertas y supuestos sensibilizadores, sin imponer respuestas anticipadas. En diseños mixtos pueden coexistir hipótesis cuantitativas y preguntas cualitativas complementarias. Esta distinción impide que el uso de un generador textual homogeneice investigaciones con fundamentos epistemológicos diferentes (Creswell & Plano Clark, 2017).

Cuando corresponda formular hipótesis, conviene diferenciar hipótesis sustantivas y estadísticas. La primera plantea una expectativa teórica, como la relación entre mayor calidad de registros y menor demora de detección. La segunda traduce una comparación o parámetro al lenguaje de un procedimiento inferencial específico. Ninguna debe adoptarse solo porque un

sistema la proponga: requiere argumentación conceptual, definición operacional y especificación de la población. También deben contemplarse posibles explicaciones rivales y la dirección de los sesgos que podrían afectar la estimación.

La preregistración cuando es apropiada al tipo de estudio permite dejar constancia anticipada de preguntas, hipótesis y decisiones analíticas, ayudando a diferenciar pruebas confirmatorias de exploraciones posteriores. Nosek et al. (2018) destacan el valor de esta distinción para reducir interpretaciones retrospectivas que presentan hallazgos inesperados como si hubieran sido predichos. En proyectos asistidos por IA debe conservarse, además, un registro de cuándo se utilizaron sistemas generativos para proponer hipótesis o modificar un plan, sin reemplazar por ello las exigencias del protocolo institucional.

Un riesgo frecuente consiste en solicitar al modelo «cinco hipótesis innovadoras» y escoger la que parece más atractiva sin revisar la literatura. Esto incentiva la originalidad aparente por encima de la plausibilidad teórica. Es preferible pedir alternativas justificadas por conceptos previamente identificados y exigir que el sistema marque de forma expresa las afirmaciones que precisan respaldo. Posteriormente, el investigador contrastará esas alternativas con fuentes verificadas y con la lógica del diseño, documentando por qué selecciona unas y descarta otras.

Para el caso presupuestario, una pregunta principal sería: ¿En qué medida el grado de digitalización de los procesos de registro se asocia con la oportunidad de identificar desviaciones presupuestarias?. El objetivo correspondiente consistiría en estimar dicha asociación en instituciones y períodos definidos, controlando variables institucionales disponibles. Una hipótesis sustantiva posible sería que un mayor grado de digitalización se relaciona con tiempos menores de detección; debe presentarse como hipótesis de trabajo y no como hecho. Si la pregunta fuese causal —«¿cuánto reduce la digitalización el tiempo de detección?»— el estudio necesitaría justificar un diseño capaz de abordar confusión, selección y temporalidad (Hernán & Robins, 2020).



Figura 2 Coherencia metodológica de una investigación asistida por IA

Los sistemas de IA pueden ayudar a ensayar formulaciones y localizar contradicciones, pero la fortaleza de preguntas, objetivos e hipótesis procede de su articulación lógica con el problema, el conocimiento previo y la evidencia disponible. Una formulación elegante no compensa un diseño incapaz de producir los datos requeridos para responderla.

2.3 Construcción del marco teórico y conceptual con apoyo de herramientas de inteligencia artificial

El marco teórico establece el diálogo entre el problema de investigación y el conocimiento acumulado. Su función no se limita a recopilar definiciones o encadenar resúmenes: debe justificar qué conceptos resultan relevantes, cómo se relacionan, cuáles son las discusiones aún abiertas y por qué ciertas proposiciones merecen investigación. Un marco conceptual, por su parte, puede presentar de forma más delimitada la estructura de categorías, variables y relaciones que orientarán un estudio específico. Ambos componentes requieren decisiones interpretativas que no pueden delegarse íntegramente en una herramienta.

La IA generativa puede asistir en etapas iniciales mediante la organización de notas de lectura, la propuesta de mapas temáticos y la identificación de conexiones entre conceptos. Si el investigador suministra resúmenes elaborados a partir de artículos verificados, el sistema puede compararlos, distinguir enfoques y sugerir preguntas críticas. La situación es diferente cuando se le pide producir un «estado del arte» desde cero: el texto obtenido puede contener obras inexistentes, atribuciones incorrectas o afirmaciones simplificadas. Por ello, cada

referencia y afirmación bibliográfica debe ser comprobada en su fuente original antes de incorporarse al manuscrito (van Dis et al., 2023).

La revisión de antecedentes debe diferenciar resultados empíricos, aportaciones conceptuales, documentos normativos y textos de opinión. Es un error atribuir a un comentario editorial el mismo peso probatorio que a un estudio empírico con metodología transparente, o interpretar una correlación como evidencia de causalidad. Un asistente puede clasificar inicialmente las fuentes según el tipo de documento y resumir sus limitaciones declaradas; la calificación definitiva de la calidad metodológica exige revisar el artículo completo, su diseño, contexto y evidencia.

Una estrategia útil es elaborar fichas por publicación con los siguientes campos: autor y año, problema analizado, perspectiva teórica, muestra o corpus, estrategia metodológica, resultado principal, limitaciones y relación con la investigación en curso. Estas fichas no deben automatizarse mediante fragmentos descontextualizados sin revisión; conviene contrastar cada resumen con el texto original, especialmente cuando el resultado incluye cifras, definiciones o conclusiones sobre efectos. Esta práctica reduce el riesgo de construir una discusión bibliográfica a partir de paráfrasis erróneas.

La construcción del marco exige seleccionar conceptos con suficiente poder explicativo, no acumular terminología. En una investigación sobre control presupuestario podrían diferenciarse digitalización de registros, interoperabilidad de sistemas, calidad de datos, capacidad analítica institucional y oportunidad de detección. No son equivalentes. Una organización puede digitalizar formularios sin integrar plataformas, y puede disponer de bases integradas sin procedimientos para revisar alertas. El modelo conceptual debe hacer visibles estas distinciones antes de intentar establecer relaciones entre los conceptos.

La articulación teórica también demanda distinguir mecanismos de indicadores. Capacidad analítica» puede expresar una competencia institucional que incluya personal, procesos y tecnologías; número de profesionales capacitados» sería solo uno de sus posibles indicadores. Un modelo generativo puede proponer listas de indicadores, pero el investigador debe examinar si representan adecuadamente el concepto, si son observables y si su

interpretación permanece estable entre instituciones. La validez no surge de la cantidad de indicadores sino de la solidez de la argumentación que vincula medida y constructo.

Las herramientas visuales de representación conceptual ayudan a detectar supuestos ocultos. Un diagrama en el que la digitalización se conecta con la oportunidad de detección podría incorporar como factores contextuales el tamaño institucional, el volumen de transacciones y la disponibilidad de personal especializado. Sin embargo, un dibujo no equivale a una demostración empírica. Debe explicarse qué flechas representan hipótesis, cuáles son antecedentes de la literatura y cuáles expresan solo posibles relaciones que necesitan validación. El uso de IA para dibujar redes conceptuales requiere este mismo nivel de disciplina.

Messeri y Crockett (2024) advierten que la adopción intensiva de IA puede generar ilusiones de comprensión: la facilidad de obtener explicaciones coherentes puede ocultar una familiaridad superficial con los mecanismos investigados. El riesgo es especialmente importante en el marco teórico, porque el texto puede parecer completo aun cuando ignore perspectivas divergentes. Para contrarrestarlo, el investigador debería comparar escuelas teóricas, registrar desacuerdos y hacer explícitas las razones para escoger un enfoque sobre otro.

Una secuencia de trabajo metodológicamente defensible comprende: definir conceptos preliminares; obtener literatura mediante búsquedas documentadas; leer y valorar los originales; construir fichas contrastadas; sintetizar consensos y controversias; proponer un modelo conceptual; y revisar que cada afirmación relevante tenga apoyo pertinente. La IA puede acelerar acciones delimitadas dentro de esa secuencia, pero no sustituye la consulta ni la evaluación de los documentos. Las búsquedas exhaustivas, los criterios de selección y la síntesis formal de evidencias se desarrollarán con mayor detalle en el capítulo III.

En la redacción final deben diferenciarse las ideas derivadas de las fuentes y las propuestas interpretativas del autor. No es adecuado presentar como consenso científico una relación formulada únicamente durante una interacción con IA. Cuando el marco conceptual sugiera un vínculo todavía no comprobado, debe indicarse como supuesto o hipótesis. Esta transparencia fortalece el argumento, facilita la revisión por pares y permite reconocer las aportaciones verdaderamente originales de la investigación.

2.4 Integración de la inteligencia artificial en los enfoques cuantitativo, cualitativo y mixto

La elección del enfoque metodológico se deriva de la naturaleza de la pregunta y del tipo de evidencia requerido. Los estudios cuantitativos se orientan, según su diseño, a medir atributos, examinar relaciones y estimar magnitudes con procedimientos estadísticos. Los cualitativos buscan comprender experiencias, significados, interacciones y contextos a partir de materiales como entrevistas, observaciones o documentos. Los diseños mixtos integran de forma deliberada ambas clases de evidencia para responder preguntas que no quedarían suficientemente atendidas con una sola aproximación (Creswell & Creswell, 2022; Creswell & Plano Clark, 2017).

En el enfoque cuantitativo, la IA puede asistir en la organización de bases, la detección preliminar de anomalías, la escritura y revisión de código, o la comparación de alternativas analíticas. Estas operaciones requieren especificar unidades de análisis, tipos de variables, patrones de datos ausentes y restricciones de la muestra. Si un sistema produce un modelo estadístico sin conocer cómo fueron recolectados los datos, su propuesta será necesariamente provisional. La selección de estimadores y la interpretación de coeficientes deben basarse en la pregunta, el diseño y la evaluación de supuestos, no en la sofisticación aparente del algoritmo.

Es importante distinguir tareas predictivas y explicativas. Un modelo puede predecir con precisión una demora administrativa sin identificar qué intervención sería capaz de reducirla. Del mismo modo, variables útiles para clasificación pueden ser consecuencias del fenómeno que se desea explicar. Hernán y Robins (2020) muestran por qué la inferencia causal exige explicitar supuestos y estrategias diferentes de las requeridas para una buena predicción. La IA no elimina problemas como causalidad inversa, factores de confusión, selección de casos ni cambios institucionales ocurridos durante el período observado.

En investigaciones cualitativas, los sistemas de procesamiento del lenguaje pueden apoyar la transcripción, segmentación, búsqueda de fragmentos y propuesta inicial de etiquetas. Sin embargo, la codificación cualitativa es una práctica interpretativa que requiere atender al contexto, al lenguaje y a las relaciones entre testimonios. Una etiqueta generada automáticamente puede borrar ironías, silencios, expresiones locales o contradicciones

relevantes. Es recomendable conservar los registros originales, documentar las decisiones de codificación y contrastar las categorías sugeridas con lecturas humanas de los materiales.

Los modelos generativos también pueden resultar útiles como interlocutores críticos: sugerir interpretaciones rivales de un fragmento, preguntar por casos negativos o señalar afirmaciones que parecen exceder los datos. Su papel es distinto del de un participante o informante real; un texto fabricado por un sistema no puede presentarse como entrevista, observación o testimonio empírico. Si se utilizan datos sintéticos para ensayar un protocolo o una técnica, esa condición debe declararse, separando con claridad simulación, prueba técnica y evidencia procedente del campo.

Los enfoques mixtos no consisten simplemente en utilizar una encuesta y algunas entrevistas. Requieren una lógica de integración: determinar si los datos se recogerán de manera concurrente o secuencial, qué componente tendrá prioridad, cómo se conectarán las muestras y en qué momento se combinarán o contrastarán los hallazgos. Creswell y Plano Clark (2017) destacan la importancia de diseñar explícitamente estos puntos de encuentro. La IA puede ayudar a construir matrices de convergencia, pero la explicación de coincidencias o discrepancias entre resultados exige razonamiento metodológico.

En el ejemplo presupuestario, una fase cuantitativa podría analizar registros para estimar asociaciones entre digitalización y oportunidad de detección; una fase cualitativa podría explorar cómo los equipos contables perciben los procedimientos de reporte y validación. Integrar ambos conjuntos de información permitiría examinar si una aparente mejora operativa coincide con cambios observables en los flujos de trabajo. Esa propuesta sería un diseño mixto si se definieran desde el inicio las reglas de conexión e interpretación, no solo porque se emplearán datos numéricos y narrativos.

La selección de herramientas también debe tomar en cuenta el riesgo asociado a cada dato. Introducir entrevistas identificables, registros financieros confidenciales o información personal en un servicio externo sin autorización puede contravenir obligaciones de confidencialidad. La orientación de UNESCO sobre IA generativa en investigación destaca la necesidad de enfoques centrados en las personas, controles institucionales y protección de datos

(Miao & Holmes, 2023). Antes de incorporar un sistema debe verificarse qué información recibe, cómo se conserva, quién puede acceder a ella y si existen alternativas locales o procedimientos de anonimización adecuados.

El NIST AI RMF 1.0 proporciona un marco para gobernar, mapear, medir y gestionar riesgos de sistemas de IA, con un planteamiento adaptable a distintos sectores (Tabassi, 2023). En investigación esto se traduce en asignar responsables, documentar tareas automatizadas, comprobar resultados con casos de prueba y definir criterios para suspender el uso de una herramienta si sus errores son inaceptables. No todos los proyectos requieren el mismo nivel de control, pero sí una evaluación proporcionada al potencial daño o sesgo.

En cualquiera de los tres enfoques, el trabajo asistido por IA será metodológicamente robusto cuando pueda responderse quién tomó las decisiones importantes, con base en qué evidencia, qué operaciones se automatizaron y cómo se detectaron errores. La transparencia de esta secuencia es más relevante que la presencia de una aplicación específica, cuyo nombre o versión puede cambiar antes de que concluya el estudio.

2.5 Diseño metodológico, elaboración de instrumentos y aplicaciones prácticas de inteligencia artificial

El diseño metodológico transforma las preguntas y el modelo conceptual en un plan de obtención, tratamiento y análisis de evidencia. Debe definir población o corpus, criterios de inclusión, estrategia de selección, técnicas de recolección, instrumentos, procedimientos de análisis y salvaguardas éticas. Una propuesta puede ser conceptualmente interesante y, aun así, carecer de rigor si deja indefinida la manera en que sus datos permitirán contrastar las afirmaciones centrales. La IA puede actuar como herramienta de auditoría preliminar del protocolo, señalando ausencias o inconsistencias, pero no certifica su validez.

El primer paso consiste en determinar la unidad de observación y su relación con la unidad de análisis. Si el estudio compara instituciones, disponer de miles de transacciones no convierte automáticamente ese conjunto en miles de unidades institucionales independientes. También es necesario especificar el período de observación y los cambios en los sistemas de registro, pues modificaciones contables pueden crear aparentes tendencias que no reflejan

transformaciones sustantivas. Estas decisiones preceden a la selección del software o algoritmo que procesará la información.

En el diseño muestral debe distinguirse entre métodos probabilísticos y no probabilísticos, establecer criterios de selección y evaluar la cobertura del marco de muestreo. Un sistema generativo puede formular escenarios de muestreo o explicar sus condiciones, pero no conoce por sí mismo la distribución real de la población. Tampoco debe asignar tamaños de muestra sin supuestos definidos sobre precisión, potencia, prevalencia, variabilidad o pérdida de participantes, según corresponda. Los valores resultantes deberán calcularse y justificarse con procedimientos estadísticos adecuados al diseño.

Los instrumentos son mediadores entre el concepto y la evidencia. Un cuestionario sobre adopción de IA requiere diferenciar frecuencia de uso, propósitos, competencias declaradas, resultados percibidos y posibles dificultades; reunirlos en una sola pregunta impide interpretaciones claras. Los principios de diseño de encuestas de Dillman et al. (2014) ayudan a comprender la importancia de formular preguntas comprensibles, minimizar cargas innecesarias y considerar efectos del modo de administración. Una herramienta generativa puede redactar borradores de ítems y detectar ambigüedades lingüísticas, pero cada ítem debe revisarse con criterios de pertinencia y comprensión para la población destinataria.

La validación de instrumentos va más allá de comprobar ortografía y fluidez. Boateng et al. (2018) describen etapas de generación de ítems, evaluación de contenido, pruebas preliminares y examen de propiedades psicométricas cuando se pretende construir una escala. Los *Standards for Educational and Psychological Testing* desarrollados por AERA, APA y NCME (2014) también ponen de relieve la necesidad de reunir evidencias para justificar las interpretaciones y usos de puntuaciones. En consecuencia, que un chatbot produzca preguntas bien redactadas no autoriza a afirmar que el cuestionario es válido o confiable.

En instrumentos cualitativos, como guías de entrevista, la revisión debe considerar apertura de preguntas, secuencia conversacional, neutralidad del lenguaje y capacidad de profundización. La IA puede proponer versiones alternativas para evaluar sesgos de formulación; corresponde al investigador decidir cuáles conservan coherencia con el enfoque y

el contexto sociocultural. Antes del trabajo de campo conviene realizar entrevistas piloto o evaluaciones expertas cuando resulten pertinentes, documentando las modificaciones realizadas después de estas pruebas.

El diseño del análisis debe plantearse antes de observar los resultados principales. Es necesario definir procedimientos para datos faltantes, criterios de exclusión, indicadores de calidad, transformaciones de variables y pruebas de sensibilidad. Cuando la IA participe en escritura de código o en exploraciones estadísticas, deben conservarse versiones reproducibles, entornos computacionales y registros de validación. La preregistración de hipótesis y planes de análisis, cuando sea factible, contribuye a distinguir decisiones anticipadas de análisis exploratorios (Nosek et al., 2018).

Tabla 2 Correspondencia metodológica en un proyecto asistido por inteligencia artificial

Decisión científica	Apoyo admisible de IA	Comprobación necesaria
Problema y alcance	Proponer delimitaciones y revisar ambigüedades	Evidencia documental, pertinencia y factibilidad
Pregunta y objetivos	Comparar formulaciones y detectar incongruencias	Correspondencia con enfoque y fuentes de datos
Marco conceptual	Organizar conceptos y señalar relaciones tentativas	Lectura de originales y justificación teórica
Diseño y análisis	Sugerir opciones de muestreo y análisis	Supuestos metodológicos, cálculos y revisión experta
Instrumentos	Generar borradores y alternativas de ítems	Juicio experto, pilotaje y evidencias de validez

Nota. Elaboración propia. La tabla presenta funciones orientativas de apoyo; no supone que un sistema automatizado pueda aprobar un protocolo científico.

Para ilustrar una aplicación integrada se propone un estudio hipotético sobre el tiempo de identificación de desviaciones presupuestarias en instituciones municipales. Su objetivo sería examinar la asociación entre el grado de digitalización de procesos financieros y la oportunidad de detección, sin atribuir causalidad a partir del simple contraste observacional. La población institucional, el período y las fuentes se definirían después de evaluar acceso y comparabilidad de la información. El ejemplo no utiliza datos de instituciones reales y no ofrece estimaciones empíricas.

La variable de resultado podría conceptualizarse como el intervalo entre la ocurrencia documentada de una desviación respecto de un criterio presupuestario predefinido y su identificación formal en un reporte o alerta institucional. Su operacionalización exige resolver qué cuenta como desviación, cómo se fija el umbral, qué fechas son verificables y si los archivos registran consistentemente el momento de identificación. La variable explicativa grado de digitalización» podría construirse a partir de dimensiones comprobables, como interoperabilidad y registro electrónico; la validez de un índice agregado requeriría justificación y evaluación.

El diseño observacional podría incorporar características institucionales relevantes —por ejemplo, tamaño, volumen de transacciones o dotación técnica— siempre que existan fundamentos para considerarlas y que su medición sea confiable. Se realizarían análisis descriptivos antes de cualquier ajuste multivariable. Si se pretendiera estimar efectos causales, deberían justificarse estrategia de identificación, temporalidad y supuestos adicionales; no bastaría con incluir covariables en una regresión (Hernán & Robins, 2020). Como componente cualitativo opcional, entrevistas a personal responsable permitirían comprender procedimientos que los registros no describen.

En este proyecto, un modelo generativo podría utilizarse para identificar lagunas en el protocolo y formular preguntas para una guía preliminar de entrevista, por ejemplo: Describa cómo se comunica una desviación desde que se detecta hasta que se documenta oficialmente». El equipo debería evaluar que las preguntas no induzcan respuestas y que las personas puedan expresar experiencias no previstas. Ningún texto simulado por la herramienta deberá integrarse al corpus como si proviniera de entrevistados reales.

Un ejemplo de instrucción útil, limitada y verificable sería: Examina esta versión anonimizada del protocolo. Señala discrepancias entre la pregunta, las variables, el diseño y los procedimientos; distingue observaciones comprobables de sugerencias; no inventes datos, fuentes ni decisiones institucionales. Otra instrucción posible sería solicitar tres formulaciones alternativas de un ítem y pedir la explicación de sus posibles sesgos. Estas interacciones tienen valor de revisión preliminar, no de dictamen experto; el protocolo final debe ser evaluado por quienes poseen las competencias científicas y las atribuciones institucionales correspondientes.

El informe de uso de IA debería documentar, como mínimo, propósito de la asistencia, herramienta y versión cuando sea posible, tipos de información suministrada, productos aceptados o rechazados y controles realizados. También deben existir decisiones claras sobre acceso, retención y anonimización de datos. El marco de NIST (Tabassi, 2023) y la orientación de UNESCO (Miao & Holmes, 2023) ofrecen referentes para integrar controles proporcionados a los riesgos del proyecto. Registrar esas decisiones no garantiza ausencia de errores, pero permite investigarlos y someter el procedimiento a revisión crítica.

La contribución central de la IA al diseño metodológico no consiste en producir protocolos rápidamente, sino en permitir que el investigador ensaye alternativas, examine supuestos y haga más explícita la relación entre sus preguntas y la evidencia necesaria. La calidad científica continuará dependiendo de la fundamentación del problema, la adecuación del enfoque, la consistencia de las mediciones y la trazabilidad de las decisiones. Sobre esta base, el capítulo siguiente abordará la búsqueda, valoración y síntesis de literatura científica como parte del proceso de construcción del conocimiento.

CAPÍTULO III

Inteligencia artificial en la revisión de literatura científica



CAPÍTULO III.

3 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA REVISIÓN DE LITERATURA CIENTÍFICA

La revisión de literatura constituye una operación intelectual central de la investigación científica: permite reconocer qué se sabe sobre un fenómeno, cómo se ha producido ese conocimiento, cuáles son las controversias y qué preguntas permanecen abiertas. No consiste en reunir citas ni en enumerar autores, sino en examinar críticamente la evidencia disponible y construir un argumento fundamentado. Su calidad incide en la pertinencia del problema, la selección de métodos y la interpretación de resultados. Snyder (2019) subraya que una revisión puede constituir, por sí misma, una metodología de investigación cuando se desarrolla mediante decisiones explícitas y procedimientos rigurosos.

La creciente producción de documentos académicos ha ampliado las posibilidades de investigación, pero también ha intensificado las dificultades para identificar información relevante. Los sistemas de inteligencia artificial (IA) ofrecen mecanismos de búsqueda semántica, clasificación temática, extracción de datos y apoyo a la lectura que pueden mejorar la organización del trabajo.

Sin embargo, recuperar un artículo no equivale a demostrar su calidad, y generar un resumen convincente no garantiza que represente fielmente los hallazgos originales. Por ello, el uso responsable de estas tecnologías exige una combinación de competencia informacional, criterio epistemológico y trazabilidad metodológica.

Este capítulo examina cinco dimensiones complementarias: la localización y evaluación de fuentes; el diseño de búsquedas en bases de datos académicas; la identificación de antecedentes y vacíos; la bibliometría y las revisiones sistemáticas; y la integración crítica de la evidencia en el estado del arte. Se recurre a ejemplos ilustrativos sobre investigación pública y educación, sin presentar ejercicios hipotéticos como resultados empíricos. El propósito es situar la IA como apoyo verificable de la actividad científica y no como sustituto de las decisiones del investigador.

3.1 Búsqueda, recuperación y evaluación de información científica mediante inteligencia artificial

Buscar literatura es un problema de recuperación de información orientado por una pregunta científica. A diferencia de una consulta general en internet, una búsqueda académica debe definir los conceptos principales, anticipar sus variaciones terminológicas y establecer criterios para decidir qué documentos son pertinentes. Por ejemplo, una investigación sobre alertas tempranas en la ejecución presupuestaria no debería limitarse a la expresión «inteligencia artificial en presupuestos»: también necesita explorar términos relacionados con predicción, monitoreo, gasto público, anomalías, riesgos financieros y administración pública. La cobertura de la búsqueda depende tanto del vocabulario empleado como de los sistemas consultados.

La IA puede asistir en la expansión semántica de una pregunta. Un modelo lingüístico es capaz de proponer términos equivalentes, traducciones y denominaciones utilizadas en otras disciplinas; un buscador semántico puede recuperar textos próximos en significado incluso cuando no comparten todas las palabras de la consulta. Estas posibilidades son útiles en campos interdisciplinarios, donde un mismo fenómeno recibe nombres diferentes. No obstante, una sugerencia terminológica requiere inspección: «desviación presupuestaria», «fraude financiero» e «ineficiencia administrativa» pueden relacionarse, pero describen fenómenos distintos y no son intercambiables sin justificación conceptual.

Conviene distinguir tres operaciones que a menudo se confunden. La primera es el descubrimiento, cuyo objetivo es localizar posibles documentos relevantes. La segunda es la recuperación, que incluye el acceso al registro bibliográfico, resumen o texto completo. La tercera es la evaluación, mediante la cual se determina la calidad, pertinencia y utilidad de la publicación para una pregunta concreta. Los algoritmos pueden favorecer las dos primeras y aportar señales a la tercera; sin embargo, el juicio de calidad exige considerar el diseño, las limitaciones, los datos y la coherencia de las inferencias. Una clasificación favorable realizada por un sistema no constituye, por sí sola, una evaluación crítica de la evidencia.

La literatura muestra que los sistemas de búsqueda no ofrecen resultados equivalentes. Gusenbauer y Haddaway (2020), al comparar 28 sistemas académicos, encontraron diferencias importantes en funcionalidades, precisión, recuperación y reproducibilidad. Esas diferencias

afectan la posibilidad de ejecutar estrategias sistemáticas y repetirlas posteriormente. Por su parte, Haddaway et al. (2015) destacaron el valor complementario de Google Académico para localizar literatura gris, pero cuestionaron su uso como única fuente en revisiones sistemáticas. Estas investigaciones respaldan una idea metodológica: la accesibilidad de un motor de búsqueda no basta para convertirlo en una fuente exhaustiva.

La selección de documentos requiere aplicar criterios explícitos. La pertinencia temática puede evaluarse a partir de la correspondencia entre objetivos, población, fenómeno y resultados; la pertinencia metodológica depende de si el diseño puede responder la pregunta; y la calidad de reporte se relaciona con la transparencia sobre procedimientos y limitaciones. Otros elementos útiles son la fecha de publicación, el idioma, la cobertura geográfica y el tipo de fuente. Ninguna de estas variables debe transformarse automáticamente en una regla universal: un trabajo clásico puede conservar relevancia teórica y un estudio reciente puede tener limitaciones importantes.

La valoración de calidad no debe reducirse al prestigio editorial ni al número de citas. Las métricas de influencia describen circulación o reconocimiento, pero no sustituyen la lectura del método ni la evaluación de sesgos. Del mismo modo, un artículo con identificador digital de objeto (DOI) no queda acreditado como científicamente sólido por el solo hecho de poseerlo. El DOI cumple principalmente una función de identificación persistente; es el contenido del trabajo el que debe superar la evaluación crítica. Esta distinción adquiere especial importancia cuando la IA ordena las fuentes según popularidad, coincidencia semántica o estimaciones opacas de relevancia.

El apoyo algorítmico puede utilizarse para elaborar una primera ficha de lectura que identifique pregunta, datos, diseño, resultados y limitaciones. El investigador debe contrastar cada campo con el texto original, sobre todo si el sistema trabaja únicamente con un resumen o con fragmentos extraídos. También debe diferenciar lo que el artículo afirma de lo que un asistente infiere. En publicaciones con análisis estadístico, resulta imprescindible comprobar el sentido de los coeficientes, la definición de las variables y los intervalos de incertidumbre, evitando convertir relaciones asociativas en afirmaciones causales.

La verificación bibliográfica es una operación independiente de la valoración del contenido. Antes de incorporar una referencia, se deben comprobar autores, año, título, revista o editorial, volumen, páginas y DOI o URL estable mediante la página oficial de publicación o un registro confiable. El uso de modelos generativos añade un riesgo específico: pueden producir referencias formalmente plausibles que no corresponden a obras existentes. Messeri y Crockett (2024) advierten, en un plano más amplio, que el empleo intensivo de IA puede crear ilusiones de comprensión cuando el usuario confunde facilidad de procesamiento con conocimiento debidamente justificado.

Para evitar ese problema, la búsqueda puede organizarse como una secuencia auditable: definir la pregunta; reunir términos controlados y libres; consultar fuentes apropiadas; exportar registros; eliminar duplicados; revisar títulos y resúmenes; acceder a los textos completos; y justificar las inclusiones. La IA podrá intervenir en algunas etapas, pero deben conservarse los registros iniciales, las versiones de las búsquedas y las decisiones finales. Esta documentación permite explicar por qué ciertos estudios fundamentan la revisión y por qué otros fueron excluidos.

Una aplicación práctica consiste en solicitar a un modelo que proponga sinónimos en español e inglés de «predicción de desviaciones presupuestarias», sin pedirle que invente artículos. Después, cada término se verifica en resúmenes reales y se transforma en una cadena de búsqueda. El producto útil de la IA no es una bibliografía lista para copiar, sino un conjunto de hipótesis terminológicas que el investigador prueba, corrige y documenta. Esa distinción protege la integridad académica y mejora la pertinencia de los resultados.

3.2 Estrategias de búsqueda y utilización de herramientas inteligentes en bases de datos académicas

Una estrategia de búsqueda es una representación operativa del problema científico. Se construye al descomponer la pregunta en conceptos y convertirlos en expresiones recuperables por las plataformas seleccionadas. La búsqueda efectiva combina amplitud suficiente para reducir omisiones y precisión razonable para evitar un volumen inmanejable de documentos. Gusenbauer y Haddaway (2020) recuerdan que estas propiedades varían entre los sistemas; por

tanto, la misma consulta no debe copiarse mecánicamente de una plataforma a otra sin verificar su sintaxis y funcionamiento.

En términos prácticos, los conceptos se agrupan mediante operadores booleanos. OR reúne sinónimos o variantes de un mismo concepto, AND intersecta grupos y NOT excluye términos, aunque puede eliminar estudios válidos cuando se utiliza sin precaución. Las comillas permiten buscar frases exactas en las plataformas que admiten esa función; los truncamientos y los campos de título, resumen o palabras clave dependen de reglas particulares. Un estudio sobre análisis predictivo en las finanzas públicas podría partir de los bloques «artificial intelligence» OR «machine learning», «budget*» OR «public expenditure» y «forecast*» OR «anomaly detection», ajustados a las opciones de cada base de datos.

La elección de fuentes se deriva del área disciplinar. Scopus y Web of Science facilitan exploraciones multidisciplinares y bibliométricas; PubMed resulta pertinente en salud; IEEE Xplore y ACM Digital Library ayudan a localizar literatura tecnológica; ERIC aporta documentos educativos; y repositorios institucionales o regionales complementan disciplinas, idiomas y ámbitos geográficos menos visibles en índices internacionales. Google Académico puede servir como recurso adicional para el rastreo de citas y documentos, pero sus limitaciones de transparencia y reproducción deben considerarse al diseñar una revisión rigurosa (Haddaway et al., 2015; Gusenbauer & Haddaway, 2020).

La búsqueda en español y portugués adquiere especial relevancia cuando el problema se ubica en América Latina. Si los filtros lingüísticos restringen el corpus a publicaciones en inglés, pueden desaparecer aportes nacionales, informes técnicos y experiencias institucionales valiosas. Sin embargo, incorporar materiales de procedencia diversa requiere distinguir literatura revisada por pares, documentos normativos, informes de organismos públicos y trabajos académicos no publicados. Cada categoría puede contribuir de forma diferente a la comprensión del fenómeno; no corresponde asignarles idéntico valor probatorio.

Los asistentes de IA pueden apoyar la traducción y revisión de ecuaciones de búsqueda, explicar funciones de las plataformas o comparar términos utilizados en distintos campos. Su principal ventaja aparece en ciclos iterativos: el investigador prueba una consulta, inspecciona

resultados pertinentes y no pertinentes, identifica términos omitidos y depura la expresión. Para obtener un registro reproducible deben conservarse el nombre exacto de la base, plataforma de acceso, fecha, ecuación ejecutada, campos utilizados, límites y número de registros. Rethlefsen et al. (2021) desarrollaron PRISMA-S como extensión para mejorar el reporte de estrategias de búsqueda en revisiones sistemáticas.

Un error habitual consiste en introducir una pregunta redactada en lenguaje natural en un asistente y asumir que su lista de sugerencias equivale a una búsqueda exhaustiva. Los modelos que generan respuestas a partir de patrones textuales pueden omitir trabajos clave, privilegiar publicaciones de alta visibilidad o combinar metadatos de documentos distintos. En consecuencia, sus recomendaciones son útiles como punto de partida, pero no como sustituto de consultas sistemáticas en fuentes académicas. Cuando se utiliza un sistema que muestra vínculos a publicaciones, debe comprobarse que conduce efectivamente a los documentos citados y que el contenido respalda la descripción proporcionada.

La documentación metodológica debe registrar también las modificaciones de la estrategia. Es frecuente que una búsqueda piloto identifique vocabulario nuevo o revele que un término genera numerosas coincidencias irrelevantes. En una revisión exploratoria, estas modificaciones pueden formar parte del refinamiento normal; en una revisión sistemática con protocolo, deben realizarse conforme al procedimiento previamente definido y notificarse las desviaciones. El principio compartido es no ocultar decisiones que influyen en la conformación del corpus.

Tabla 3 Elementos para documentar una estrategia de búsqueda bibliográfica

Componente	Registro requerido	Control de calidad
Pregunta y conceptos	Pregunta central; conceptos, sinónimos y traducciones	Comprobar coherencia entre pregunta y términos usados
Fuente documental	Base de datos, plataforma y cobertura relevante	Justificar la pertinencia disciplinar y geográfica
Ecuación	Operadores, campos, filtros y límites aplicados	Guardar la consulta exacta ejecutada
Fecha y resultados	Día de consulta y número de registros exportados	Distinguir resultados de cada fuente y duplicados

Cribado y selección	Criterios de inclusión/exclusión y responsables	Registrar decisiones y razones de exclusión
Intervención de IA	Herramienta, función y controles humanos	Verificar sugerencias, errores y decisiones finales

Nota. Elaboración propia con base en criterios de reproducibilidad descritos por Rethlefsen et al. (2021) y Gusenbauer y Haddaway (2020).

La gestión bibliográfica es el puente entre recuperación y análisis. Una vez descargados los registros en formatos como RIS o BibTeX, un gestor de referencias permite unificar datos, identificar duplicados y vincular archivos de texto completo. La deduplicación automática necesita control humano porque publicaciones con títulos ligeramente distintos, prepublicaciones y versiones editoriales pueden confundirse. Tampoco es apropiado eliminar mecánicamente un documento por tener metadatos incompletos antes de investigar si puede recuperarse una versión verificable.

Para evaluar el rendimiento de una búsqueda se pueden revisar conjuntos de estudios «semilla» conocidos de antemano. Si una estrategia omite sistemáticamente publicaciones fundamentales, será necesario reconsiderar sinónimos, campos y bases seleccionadas. La cantidad de registros recuperados no es una medida de calidad por sí misma: mil coincidencias pueden resultar menos útiles que un corpus menor obtenido mediante una estrategia bien diseñada. Importa más que el procedimiento sea pertinente, transparente y suficientemente sensible para la pregunta investigada.

Como ejemplo pedagógico, un equipo que estudie IA y control presupuestario podría ejecutar búsquedas separadas en una base multidisciplinaria y otra especializada en economía o administración. Luego compararía la cobertura de ambas, documentaría las coincidencias y seleccionaría los registros con criterios previamente acordados. La IA ayudaría a identificar expresiones emergentes, pero la decisión de incluir un estudio dependería de su población, enfoque metodológico y contribución verificable. Los resultados y cantidades definitivas solo podrían informarse después de realizar efectivamente las búsquedas.

3.3 Identificación de antecedentes, tendencias y vacíos de investigación

La identificación de antecedentes requiere pasar de una colección de documentos a una comprensión organizada del campo. Un antecedente relevante no es simplemente una publicación anterior: es una investigación cuya pregunta, teoría, método o resultado permite precisar el problema actual. Para valorar su contribución conviene preguntarse qué investigó, con qué evidencia, bajo cuáles supuestos y qué alcance tienen sus conclusiones. La clasificación por autores y años resulta insuficiente cuando no se relacionan los trabajos entre sí ni se explican sus convergencias o discrepancias.

Una matriz analítica puede organizar el corpus mediante campos comparables: propósito, contexto, unidad de análisis, método, indicadores, hallazgos, limitaciones y pertinencia. Los sistemas de IA ofrecen ayuda para identificar expresiones recurrentes o convertir notas en tablas preliminares; sin embargo, extraer información exige revisar el documento original. Una afirmación atribuida a un artículo debe corresponder a un pasaje localizable, y la ausencia de información en el resumen no debe registrarse como ausencia del dato en el estudio completo.

Las tendencias de investigación se observan desde diferentes ángulos. Una tendencia temática expresa que determinados asuntos ganan presencia en el discurso científico; una tendencia metodológica señala la expansión de diseños o herramientas; y una tendencia institucional muestra cambios en redes de colaboración o regiones productoras de conocimiento. No todas implican progreso teórico. Donthu et al. (2021) explican cómo los indicadores bibliométricos y el mapeo científico permiten describir estructuras y evolución de campos académicos, pero sus resultados requieren interpretación sustantiva del contexto.

La IA puede sugerir agrupamientos temáticos mediante similitud semántica, representaciones vectoriales o técnicas de modelado de tópicos. Estos procedimientos permiten una primera exploración de cientos de documentos, especialmente cuando el corpus combina áreas y terminologías. No obstante, la coherencia estadística de un grupo no asegura que corresponda a una categoría teórica válida. Un conjunto de artículos con vocabulario compartido podría reunir preguntas metodológicamente incompatibles, y estudios conceptualmente

próximos pueden quedar separados por diferencias lingüísticas. La supervisión disciplinar es indispensable para nombrar y contrastar los grupos propuestos.

Un vacío de investigación es una insuficiencia identificable del conocimiento disponible respecto de una pregunta concreta. Puede ser empírico, cuando faltan estudios sobre una población o contexto; teórico, cuando las explicaciones son incompletas o contradictorias; metodológico, cuando predominan diseños incapaces de responder una cuestión; o de aplicación, cuando existe evidencia general pero no se ha examinado su transferibilidad a condiciones específicas. El vacío se demuestra comparando lo que han resuelto los trabajos anteriores con lo que exige el nuevo problema, no mediante una afirmación genérica de que «existen pocas investigaciones».

La escasez aparente de resultados también puede reflejar fallas de búsqueda. Antes de considerar novedoso un objeto de estudio, es necesario indagar sinónimos, vocabularios en otras lenguas, disciplinas vecinas y literatura regional. Snyder (2019) advierte que el rigor de una revisión depende de decisiones metodológicas que eviten selecciones oportunistas. Por eso, un sistema de IA que declare «no hay estudios» solo proporciona una hipótesis que debe ponerse a prueba en bases verificables; no constituye evidencia suficiente de originalidad científica.

El contraste entre contextos ofrece un ejemplo útil. En la literatura sobre predicción de riesgos financieros podrían encontrarse métodos desarrollados para empresas privadas y bancos, pero un proyecto aplicado al presupuesto público necesita determinar si se dispone de evidencia equivalente sobre instituciones estatales, normas presupuestarias y series históricas de ejecución. El vacío potencial no reside únicamente en trasladar un algoritmo al sector público, sino en examinar condiciones que alteran su desempeño: periodicidad del registro, reglas contables, cambios normativos, calidad de datos y mecanismos institucionales de decisión. Esta formulación permite plantear una contribución verificable sin afirmar que el tema nunca ha sido estudiado.

La detección de contradicciones debe ocupar un lugar central en la síntesis. Dos artículos pueden llegar a resultados diferentes porque analizan poblaciones distintas, utilizan indicadores no equivalentes o aplican modelos con supuestos incompatibles. La IA puede facilitar una

comparación inicial de objetivos y conclusiones, pero corresponde al investigador reconstruir las razones plausibles de la divergencia. Tratar la discrepancia como «error» de una de las investigaciones antes de estudiar su diseño empobrece el análisis y favorece interpretaciones sesgadas.

El mapa de antecedentes debe concluir en una relación argumentativa: qué conocimientos se consideran suficientemente respaldados, cuáles son provisionales, dónde subsisten controversias y qué pregunta específica se desprende de esa situación. La redacción del vacío exige prudencia. Expresiones como «la evidencia disponible en el corpus revisado sugiere una atención limitada a...» comunican mejor la extensión de la búsqueda que afirmaciones absolutas de inexistencia. Estas últimas solo serían defendibles con un procedimiento de búsqueda y una delimitación documental que respaldaran su alcance.

La originalidad científica no se confunde con singularidad terminológica. Un trabajo no aporta conocimiento solo porque combina palabras de moda o aplica IA a un sector distinto; debe justificar qué comprensión, método, evidencia o capacidad de decisión mejora. Un antecedente bien examinado ayuda a establecer esa contribución antes de diseñar el estudio, conectando directamente la revisión de literatura con la problematización y el diseño metodológico desarrollados en el capítulo anterior.

3.4 Análisis bibliométrico y revisiones sistemáticas asistidas por inteligencia artificial

La bibliometría y la revisión sistemática pueden emplear registros bibliográficos, pero persiguen propósitos distintos. La primera utiliza indicadores cuantitativos para caracterizar la producción y las relaciones de un campo: publicaciones por periodo, colaboración, coautorías, cocitación, acoplamiento bibliográfico y coocurrencia de términos, entre otros. La segunda procura responder una pregunta definida mediante procedimientos explícitos de identificación, selección, evaluación y síntesis de estudios. Donthu et al. (2021) destacan esta distinción y describen la utilidad de cada enfoque según el objetivo investigativo.

El análisis bibliométrico comienza con la definición de su unidad de análisis y el alcance del corpus. Después se exportan registros consistentes, se revisan duplicados, se normalizan

nombres de autores e instituciones y se calculan indicadores acordes con el propósito del estudio. Aria y Cuccurullo (2017) presentaron bibliometrix, una herramienta abierta en R para apoyar el mapeo científico mediante diferentes técnicas. La automatización facilita la representación de redes complejas, pero no corrige por sí misma la ausencia de publicaciones relevantes ni los problemas de los metadatos originales.

Una red de cocitación relaciona trabajos citados conjuntamente y puede aportar pistas sobre tradiciones intelectuales. Una red de coocurrencia de palabras clave permite reconocer vocabularios que aparecen asociados; sin embargo, no demuestra causalidad ni homogeneidad conceptual. El tamaño de un nodo o la intensidad de un vínculo expresa una propiedad calculada del conjunto de datos, no una medida definitiva de calidad científica. En particular, los recuentos de citas dependen de la antigüedad del artículo, las prácticas disciplinares, la cobertura de la base y las dinámicas de autorreferencia. La interpretación debe informar estas restricciones.

Las revisiones sistemáticas demandan otro conjunto de decisiones. Antes de buscar estudios, se establece una pregunta, se definen criterios de elegibilidad, se elabora una estrategia de búsqueda y se planifica la evaluación de calidad o riesgo de sesgo. La selección puede realizarse en etapas sucesivas de títulos y resúmenes y luego de textos completos, registrando las razones de exclusión. Una vez definido el corpus, se extraen resultados comparables y se elige una síntesis apropiada. Page et al. (2021) actualizaron PRISMA como guía para el reporte transparente de revisiones sistemáticas; conviene recordar que PRISMA orienta principalmente cómo informar una revisión y no reemplaza, por sí mismo, un manual completo para conducirla.

El uso de IA en este contexto ha sido estudiado especialmente para apoyar el cribado documental. Van de Schoot et al. (2021) presentaron ASReview como marco abierto de aprendizaje activo que prioriza registros potencialmente relevantes a partir de ejemplos evaluados por investigadores. En lugar de asumir una selección autónoma infalible, este enfoque propone una interacción en la que el sistema aprende de decisiones humanas y reorganiza la revisión. Su aplicación demanda diseñar criterios claros, vigilar estudios omitidos, registrar procedimientos y justificar cualquier regla de detención del cribado.

La priorización algorítmica no equivale a exclusión automática. Si un modelo asigna baja probabilidad de relevancia a un estudio, ello no demuestra que sea irrelevante. En preguntas con evidencia escasa, grupos minoritarios o terminologías poco frecuentes, las omisiones pueden alterar de manera significativa la conclusión. Una revisión responsable debe determinar previamente qué tareas delega, cómo valida las decisiones, qué controles independientes aplica y cómo documenta la influencia de la tecnología en el flujo de selección.

Los sistemas generativos pueden asistir en la extracción preliminar de características metodológicas, pero se requieren comparaciones con el documento fuente. Particularmente en revisiones con metaanálisis, copiar incorrectamente un tamaño muestral, una medida de efecto o su desviación puede comprometer el resultado agregado. La información crítica debería contrastarse de manera independiente y registrarse con su ubicación en la publicación original. Cuando no existe claridad sobre las cifras o el diseño, debe conservarse la incertidumbre y evitar completar campos con inferencias del modelo.

La trazabilidad del flujo documental es otro componente fundamental. PRISMA 2020 solicita reportar registros identificados, duplicados eliminados, documentos examinados, textos completos evaluados y estudios finalmente incluidos, con exclusiones justificadas según corresponda (Page et al., 2021). Haddaway et al. (2022) describieron una herramienta abierta para elaborar diagramas de flujo compatibles con PRISMA 2020. Ningún diagrama sustituye los registros efectivamente obtenidos: las cifras deben proceder de un proceso realizado, no de cantidades hipotéticas fabricadas para completar un esquema.



Figura 3 Proceso de revisión sistemática asistida por IA

Las aplicaciones de IA también pueden intervenir en etapas complementarias, como detección de coincidencias, identificación de estudios vinculados, organización de resúmenes y exploración de heterogeneidad. Sin embargo, no deben emplearse para inventar resultados ni para adjudicar a una publicación conclusiones que no contiene. En términos editoriales, la declaración de herramientas utilizadas, versiones cuando sean pertinentes y procedimientos de verificación incrementa la capacidad de reproducir el trabajo. El protocolo de revisión debe reservar a los investigadores la responsabilidad de decidir la elegibilidad, interpretar los sesgos y construir la conclusión.

En un ejemplo sobre IA y control presupuestario, una revisión sistemática podría centrarse en estudios que evalúen modelos predictivos para anticipar desviaciones de gasto. Su pregunta necesitaría delimitar tipo de institución, indicadores de desempeño y diseños admisibles; después se ejecutarían búsquedas en fuentes económicas, administrativas y computacionales. La IA podría priorizar resúmenes durante el cribado, mientras los investigadores justificarían criterios de selección y evaluarían el riesgo de sesgo de los estudios incluidos. Una bibliometría sobre el mismo tema, en cambio, caracterizaría la evolución temática, redes de autores e instituciones, sin pretender medir automáticamente la eficacia de los modelos predictivos.

3.5 Síntesis de evidencia científica, verificación bibliográfica y construcción del estado del arte

La síntesis científica integra información de múltiples estudios para responder una pregunta y sustentar una interpretación. Su propósito es establecer relaciones entre resultados, métodos, contextos y explicaciones. En consecuencia, la escritura de un estado del arte no debería adoptar la forma de una sucesión de resúmenes independientes. Snyder (2019) propone pensar la revisión de literatura como una actividad sistemática de análisis y articulación: el investigador organiza el conocimiento en categorías que permiten reconocer consensos, divergencias, alcances y vacíos.

La extracción puede efectuarse mediante una matriz que preserve la identidad de cada documento y distinga elementos observados de interpretaciones. Las columnas útiles incluyen

la referencia exacta, la pregunta o propósito, el contexto, el diseño, la muestra, los principales resultados, las limitaciones y la relación con el proyecto. Un sistema generativo puede ayudar a estructurar la información inicial, pero cualquier dato incorporado a la matriz debe poder localizarse en el texto original. Esta comprobación evita confundir una paráfrasis del asistente con evidencia efectivamente publicada.

Al sintetizar se debe preservar la heterogeneidad. Estudios experimentales, observacionales, cualitativos y de simulación no admiten comparaciones directas sin examinar sus supuestos. Tampoco debe tratarse como equivalente una mejora de precisión predictiva, una reducción del tiempo de trabajo o una percepción favorable de los usuarios. Cada resultado exige especificar qué se midió, con qué escala y dentro de qué contexto. La IA puede generar agrupaciones iniciales, pero el investigador establece las categorías analíticas y determina cuáles comparaciones tienen validez conceptual.

El peso de una afirmación en la síntesis depende de la calidad de la evidencia que la sustenta. Por ejemplo, un estudio con muestra reducida, validación insuficiente o datos no representativos puede servir para identificar una posibilidad metodológica, pero no para formular conclusiones generales. En revisiones sistemáticas deben aplicarse instrumentos de evaluación pertinentes al diseño; en revisiones narrativas también es necesario explicar por qué ciertos trabajos se consideran más convincentes que otros. Un resumen generado por IA puede facilitar la lectura, aunque nunca sustituye la valoración de esos elementos.

La lectura crítica también debe detectar consecuencias de la selección documental. Un corpus limitado a una base de datos puede subrepresentar autores regionales; un intervalo temporal muy breve puede omitir antecedentes teóricos; y una preferencia por publicaciones con resultados positivos puede distorsionar la evaluación del campo. La automatización no elimina estos sesgos, y algunos algoritmos podrían amplificarlos si favorecen trabajos más citados o vocabularios dominantes. Messeri y Crockett (2024) advierten sobre el riesgo de homogeneización de preguntas y perspectivas cuando la investigación depende excesivamente de recomendaciones automatizadas.

La verificación de referencias debe convertirse en una rutina editorial. Para cada cita se contrasta la existencia real del trabajo, su autoría y fecha, la correspondencia entre título y fuente, y el DOI cuando existe. Después se verifica que el pasaje al que se alude respalda efectivamente la proposición escrita. Finalmente se revisa que todas las obras citadas aparezcan en la bibliografía y que las referencias no citadas se retiren, salvo que el formato editorial justifique una bibliografía complementaria. Esta secuencia protege contra atribuciones incorrectas y referencias plausibles, pero inexistentes.

En cuanto a las herramientas, conviene separar funciones: las bases de datos sirven para localizar registros; los gestores bibliográficos organizan referencias y documentos; los programas bibliométricos analizan redes e indicadores; los sistemas de cribado priorizan posibles estudios; y los asistentes generativos apoyan la preparación de borradores y matrices. Ninguna herramienta, por versátil que sea, debería concentrar todas las decisiones de búsqueda, evaluación y redacción sin controles independientes. La combinación de instrumentos responde al método; no debe imponerlo.

Una forma eficaz de redactar el estado del arte consiste en construir apartados argumentativos, no necesariamente como nuevos títulos numerados, alrededor de cuatro preguntas: ¿qué se ha demostrado con relativa consistencia?, ¿qué explicaciones compiten entre sí?, ¿qué limitaciones restringen la generalización?, y ¿qué problema permanece insuficientemente resuelto? Cada respuesta se fundamenta con citas comprobadas y, cuando corresponda, con resultados contrapuestos. Esta organización crea continuidad entre la revisión y la pregunta investigativa, evitando un inventario descriptivo de publicaciones.

Puede ilustrarse este proceso con el control presupuestario. Supóngase que el corpus efectivamente recuperado incluyera estudios sobre detección de anomalías contables, pronóstico de gasto y tableros de alerta temprana. La síntesis debería distinguir finalidades y medidas de desempeño, analizar qué datos utilizan, dónde se validan y qué limitaciones institucionales describen. Después se determinaría si existe evidencia transferible a instituciones públicas ecuatorianas, sin convertir esa eventual brecha en una afirmación definitiva hasta completar la búsqueda y evaluación de la literatura pertinente.

Por último, una revisión académica debe ser actualizable. Las estrategias registradas, los archivos de referencias, las matrices y las decisiones de inclusión permiten incorporar nueva evidencia sin reconstruir todo el proceso desde cero. La IA puede facilitar la detección de trabajos recientes y señalar posibles cambios del campo; sin embargo, corresponde al equipo decidir si una publicación altera la interpretación previa. El producto final de la revisión no es el número de documentos procesados, sino una comprensión razonada, verificable y útil para fundamentar un nuevo aporte científico.

La integración de inteligencia artificial en la revisión de literatura adquiere valor cuando incrementa la capacidad de búsqueda y análisis sin debilitar las exigencias del método. La contribución decisiva continúa siendo humana: formular preguntas fecundas, reconocer la calidad de la evidencia, interpretar las discrepancias y justificar el conocimiento que se incorpora al proyecto de investigación.

CAPÍTULO IV

Inteligencia artificial en el procesamiento y análisis de datos científicos



CAPÍTULO IV.

4 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS DE DATOS CIENTÍFICOS

La investigación científica contemporánea produce datos con una diversidad de formatos, escalas y velocidades de actualización que modifica las prácticas de análisis. Registros administrativos, respuestas de encuestas, imágenes, transcripciones, mediciones experimentales y documentos digitales pueden aportar evidencia sobre un mismo fenómeno, pero su aprovechamiento requiere decisiones metodológicas explícitas. La inteligencia artificial (IA) amplía la capacidad para identificar regularidades y automatizar tareas analíticas; sin embargo, sus resultados dependen de la calidad de los datos, la pertinencia del diseño y los criterios con que se evalúa cada inferencia.

Se distinguen las tareas descriptivas, explicativas y predictivas; se estudian los procedimientos de depuración y documentación; se analiza el papel del procesamiento del lenguaje natural en estudios cualitativos; y se establecen criterios para validar modelos, interpretar hallazgos y comunicar incertidumbre. El planteamiento dialoga con las decisiones de diseño abordadas previamente: una herramienta no resuelve, por sí misma, una pregunta mal formulada o una muestra inadecuada.

El criterio rector es que cada transformación del dato debe poder justificarse y, en la medida permitida por las condiciones éticas y legales, reproducirse. La propuesta combina fundamentos metodológicos con orientaciones aplicadas y un caso ilustrativo sobre seguimiento presupuestario. Dicho caso no presenta observaciones reales ni resultados de un organismo ecuatoriano: funciona como ejemplo de cómo traducir una pregunta investigativa en variables, procedimientos de análisis, mecanismos de validación y límites de interpretación.

4.1 Preparación, organización y procesamiento de datos mediante inteligencia artificial

Los datos no constituyen evidencia científica únicamente por estar almacenados en un archivo o disponibles en una plataforma. Para convertirse en insumo analítico deben estar vinculados con conceptos definidos, unidades observables, periodos identificables y procedimientos de registro conocidos. Una cifra de gasto, por ejemplo, carece de interpretación suficiente si no se aclara si representa presupuesto codificado, compromiso, devengado o pago. La preparación de datos comienza, por tanto, antes de su limpieza informática: exige comprender qué significa cada variable y cómo fue producida.

Un diseño sólido incorpora un diccionario de datos con nombres, definiciones operacionales, unidades de medida, formatos, categorías permitidas, origen y periodicidad. Esta documentación evita confundir variaciones semánticas con diferencias empíricas. Cuando varias instituciones reportan una misma variable con criterios distintos, la armonización requiere revisar manuales, disposiciones y metadatos; una IA generativa puede sugerir correspondencias entre denominaciones, pero no está autorizada para equipararlas sin comprobación de equivalencia conceptual.

La estructura tabular constituye un punto de partida práctico. Wickham (2014) explica que, en los datos ordenados o tidy data, cada variable ocupa una columna, cada observación una fila y cada tipo de unidad observacional una tabla. Esta organización favorece la trazabilidad de transformaciones, la visualización y el uso de procedimientos estadísticos. No significa que todos los archivos deban convertirse forzosamente en tablas: textos, audios e imágenes necesitan tratamientos específicos, pero las relaciones entre documentos y variables derivadas deben poder reconstruirse.

La depuración reúne procedimientos diferentes que conviene no ejecutar indistintamente. La estandarización corrige formatos de fechas, separadores numéricos y convenciones de escritura; la identificación de duplicados examina registros potencialmente repetidos; la validación de rangos detecta valores incompatibles con reglas conocidas; y la revisión de consistencia contrasta campos relacionados. Es posible automatizar alertas, pero una

observación atípica no es necesariamente un error. Eliminar valores extremos sin analizar su procedencia puede suprimir justamente los acontecimientos de mayor interés científico.

Los algoritmos de detección de anomalías, incluidos métodos no supervisados, pueden señalar combinaciones infrecuentes de variables. Debe distinguirse entre una alerta estadística y una afirmación sustantiva: un gasto inusualmente alto no demuestra irregularidad administrativa y una respuesta textual poco frecuente no acredita mala calidad. Las decisiones de conservar, corregir o excluir observaciones necesitan reglas registradas, revisión contextual y, cuando proceda, evaluación por especialistas del dominio.

Una cuestión especialmente relevante es el tratamiento de datos ausentes. Van Buuren (2018) expone por qué la eliminación completa de registros o el reemplazo indiscriminado por la media pueden producir estimaciones deficientes. La elección entre análisis de casos completos, imputación múltiple u otras técnicas depende del mecanismo plausible de ausencia, la estructura de dependencia, el objetivo analítico y el porcentaje de información incompleta. Las herramientas inteligentes pueden facilitar diagnósticos y rutinas de imputación, pero no permiten verificar automáticamente supuestos que dependen de información no observada.

En investigaciones longitudinales, la ausencia también posee una dimensión temporal. Un indicador inexistente en los primeros años de una serie podría reflejar un cambio normativo o de plataforma antes que una falla aleatoria. Transformar tales ausencias en ceros altera el significado del fenómeno. Antes de modelar, deben examinarse los calendarios de registro, la estabilidad de las categorías, las modificaciones institucionales y la comparabilidad de las unidades a lo largo del periodo.

La IA puede asistir en tareas de extracción de información mediante reconocimiento de texto, clasificación documental o identificación de entidades. No obstante, extraer un importe de un archivo PDF exige revisar su ubicación, moneda, periodo y vínculo con la entidad observada; confundir una cifra acumulada con una cifra mensual puede generar errores sistemáticos que pasan inadvertidos después de automatizar el procedimiento. Una estrategia prudente conserva el documento original, la extracción propuesta, la corrección realizada y la persona o regla responsable de su validación.



Figura 4 Proceso de preparación y procesamiento de datos científicos asistido por inteligencia artificial

Los principios FAIR localizabilidad, accesibilidad, interoperabilidad y reutilización, formulados por Wilkinson et al. (2016), ofrecen un marco para gestionar datos y metadatos científicos. Su aplicación debe armonizarse con restricciones legítimas de confidencialidad. Un conjunto puede ser reproducible en cuanto a procedimientos sin que sea pertinente publicar identificadores personales o archivos sensibles. La anonimización requiere evaluar posibilidades de reidentificación, mientras que las soluciones de IA externas demandan examinar condiciones de uso y políticas de tratamiento de la información antes de cargar material.

Finalmente, la preparación debe documentarse como una secuencia auditable: obtención de la versión de origen, criterios de inclusión, transformaciones, tratamiento de ausencias, construcción de variables y generación del archivo analítico. Peng (2011) subraya la importancia de la reproducibilidad en la ciencia computacional. En términos operativos, conservar scripts, versiones de bibliotecas, parámetros y registros de modificaciones reduce la distancia entre un resultado publicado y el procedimiento que permitió obtenerlo. Una base aparentemente limpia, pero imposible de reconstruir, no ofrece la misma garantía de fiabilidad que una preparación transparente.

4.2 Aplicaciones de inteligencia artificial en el análisis estadístico y cuantitativo

El análisis cuantitativo transforma observaciones en descripciones, estimaciones, contrastes o predicciones. Estas funciones no son intercambiables. Describir la distribución de una variable permite reconocer tendencias y dispersión; estimar una asociación examina relaciones condicionadas por supuestos; y predecir procura anticipar un resultado en observaciones no utilizadas para construir el modelo. La IA aporta nuevos procedimientos a estos propósitos, pero no elimina la necesidad de escoger indicadores y métodos de acuerdo con la pregunta científica.

La fase exploratoria comienza por examinar tamaños muestrales, proporciones de datos ausentes, histogramas, distribuciones y relaciones bivariadas. Un asistente generativo puede proponer instrucciones de programación para elaborar gráficos o calcular medidas; esas propuestas deben ejecutarse sobre la base verdadera y contrastarse con estadísticas descriptivas comprobables. El riesgo no radica solo en cálculos incorrectos, sino en aceptar interpretaciones verbalmente convincentes que no representan los valores observados. Por ello, las tablas finales deben provenir de resultados verificables del análisis y no de respuestas elaboradas sin ejecución.

En la estadística inferencial, los intervalos de confianza, pruebas de hipótesis y modelos de regresión responden a supuestos sobre muestreo, dependencia y distribución de errores. No es metodológicamente adecuado delegar la elección de una prueba a un sistema conversacional sin especificar escalas de medición, diseño, agrupación de unidades y estructura temporal. La automatización del código puede reducir errores de sintaxis y acelerar análisis de sensibilidad, pero la interpretación de un coeficiente sigue exigiendo identificar su estimando, las covariables incluidas y las fuentes plausibles de sesgo.

Los métodos supervisados utilizan observaciones etiquetadas para aprender una función que asocie variables predictoras con un resultado. La regresión lineal o logística, los árboles de decisión y los bosques aleatorios son alternativas con complejidades distintas. Breiman (2001) describió los bosques aleatorios como conjuntos de árboles cuyas predicciones se combinan, una estrategia que permite captar relaciones no lineales e interacciones. Su rendimiento, no

obstante, depende de características de los datos, diseño de evaluación y selección de parámetros: ningún algoritmo es el mejor para todas las investigaciones.

La comparación entre modelos debe considerar una línea de base simple. En un estudio sobre desviaciones presupuestarias, un pronóstico basado en el valor del periodo anterior o una regresión con indicadores relevantes pueden resultar suficientemente útiles. Un modelo complejo que solo supera marginalmente esa referencia, pero dificulta la explicación y el mantenimiento, quizá no justifique su implementación. Esta comparación es fundamental cuando los resultados influyen sobre decisiones públicas, donde la trazabilidad tiene una importancia tan alta como la precisión.

La construcción de variables derivadas requiere precisión conceptual. Si el objetivo es describir la diferencia porcentual entre valor ejecutado y presupuesto de referencia, una formulación posible es $\Delta = 100 \times (\text{ejecutado} - \text{presupuestado}) / \text{presupuestado}$, siempre que el denominador sea positivo y que ambos valores correspondan a la misma unidad, horizonte y fase contable. Un valor negativo representaría subejecución frente a esa referencia y uno positivo un exceso; esta definición es ilustrativa y debe adaptarse a la terminología legal y técnica de cada institución. Utilizar cifras agregadas y desagregadas sin controlar duplicaciones produciría un indicador engañoso.

Conviene separar explicación causal de capacidad predictiva. Un modelo puede anticipar desviaciones utilizando historial de contratación, estacionalidad o cambios administrativos sin demostrar que tales factores las causen. Los efectos causales requieren diseños, supuestos e identificación que no se derivan de la importancia estadística de una característica. En especial, las asociaciones detectadas entre múltiples variables deben interpretarse según el diseño, la secuencia temporal, la posibilidad de variables omitidas y el papel de los mecanismos institucionales.

La ayuda de IA en programación resulta pertinente cuando los investigadores pueden revisar el tratamiento de variables, las funciones empleadas y las salidas producidas. Si un modelo de lenguaje redacta un script de regresión, se deben comprobar la selección de la variable dependiente, la codificación de categorías, el manejo de valores nulos, la estimación de

errores estándar y la interpretación de los coeficientes. También es recomendable contrastar resultados críticos con procedimientos independientes o cálculos manuales sobre una pequeña muestra de prueba.

El uso de procedimientos cuantitativos automatizados incrementa el riesgo de multiplicar análisis hasta encontrar un resultado atractivo. Evaluar numerosas variables, transformaciones y especificaciones sin registrar las decisiones puede conducir a interpretaciones exageradas. La solución comprende justificar previamente las comparaciones principales, distinguir análisis confirmatorios de exploratorios, informar alternativas relevantes y reportar resultados desfavorables a la hipótesis inicial. La herramienta acelera el cálculo; la disciplina metodológica establece qué inferencias son defendibles.

Por último, un informe cuantitativo completo no debería reducir la evidencia a una métrica aislada. Es necesario presentar magnitud de efectos, incertidumbre, calidad de los registros, sensibilidad a supuestos, limitaciones del diseño y significado sustantivo. De esta manera, la IA se convierte en apoyo para analizar evidencia y no en un mecanismo para reemplazar el juicio científico con una clasificación automática de hallazgos.

4.3 Procesamiento del lenguaje natural y análisis cualitativo asistido por inteligencia artificial

La investigación cualitativa examina significados, prácticas, experiencias y procesos situados en contextos específicos. Entrevistas, diarios de campo, documentos institucionales y grupos focales contienen información cuya interpretación no puede reducirse a contar palabras. El procesamiento del lenguaje natural (PLN) permite localizar fragmentos, agrupar textos y explorar patrones semánticos; sin embargo, el análisis cualitativo sigue dependiendo de una perspectiva epistemológica y de decisiones interpretativas que deben explicitarse.

Antes de aplicar técnicas automáticas resulta indispensable preservar la integridad del corpus. La transcripción debe conservar la información necesaria sobre pausas, términos locales y atribución de voces según el diseño del estudio. Los errores de reconocimiento de voz afectan especialmente nombres propios, acentos y expresiones especializadas. Si se emplean servicios

externos, corresponde analizar la base jurídica o ética del tratamiento de grabaciones, obtener los permisos pertinentes y establecer controles de acceso, retención y eventual eliminación.

Los procedimientos computacionales iniciales pueden incluir normalización de texto, segmentación en unidades, identificación de entidades y búsqueda contextual. No todas las transformaciones son inocuas. Eliminar palabras consideradas comunes puede perjudicar un análisis de negaciones; traducir automáticamente testimonios puede aplanar matices culturales; y consolidar variantes de una palabra puede ocultar cambios de significado. Por ello, los textos originales deben mantenerse accesibles para realizar lecturas de retorno durante la interpretación.

El modelado de temas constituye una familia de procedimientos destinada a reconocer patrones de coocurrencia en colecciones documentales. Blei et al. (2003) formularon la asignación latente de Dirichlet, conocida como LDA, para modelar la composición temática probabilística de documentos. Posteriormente, Roberts et al. (2019) describieron una implementación de modelos estructurales de temas que incorpora metadatos de los documentos. Estas herramientas ayudan a explorar corpus extensos, pero los temas resultantes son construcciones del modelo que requieren examen y denominación contextual por parte del investigador.

Los modelos basados en representaciones vectoriales o embeddings permiten recuperar fragmentos semánticamente próximos, aunque utilicen palabras distintas. Esto resulta útil para comparar documentos normativos, explorar entrevistas y ubicar evidencias relacionadas con una pregunta. No obstante, semejanza computacional no equivale automáticamente a coincidencia conceptual. Dos testimonios pueden emplear vocabulario similar para expresar posiciones contrarias, o palabras diferentes para describir una experiencia compartida. La lectura del segmento completo sigue siendo imprescindible.

En el análisis temático reflexivo, la codificación implica desarrollar significados a partir del material y de la posición analítica del investigador. Braun y Clarke (2006) describen el análisis temático como un enfoque flexible con decisiones epistemológicas y procedimientos de interpretación explícitos. Una IA puede sugerir códigos preliminares o localizar citas vinculadas

con categorías tentativas, pero no produce por sí misma una lectura situada de la experiencia social. Tratar sus etiquetas como resultados definitivos debilitaría el vínculo entre evidencia, interpretación y contexto.

La validación cualitativa no debe confundirse con exigir consenso perfecto entre seres humanos y sistemas automáticos. Si el estudio adopta un enfoque interpretativo reflexivo, las diferencias pueden revelar perspectivas distintas más que fallas mecánicas. En cambio, cuando la investigación usa un esquema de clasificación con categorías predefinidas, sí puede examinarse el acuerdo entre anotadores, la estabilidad de instrucciones y los casos discrepantes. El criterio de evaluación debe corresponder al propósito metodológico y no a una expectativa única sobre toda investigación cualitativa.

Un protocolo útil incluye preparar una guía de codificación, seleccionar fragmentos de prueba, solicitar propuestas automáticas y comparar las etiquetas con una revisión humana documentada. Es recomendable anotar qué fragmentos fueron omitidos, qué ironías o ambigüedades se interpretaron mal y qué categorías se confundieron. La evaluación debe considerar además ejemplos de grupos, territorios o registros lingüísticos distintos, porque un desempeño aceptable en un subconjunto no garantiza validez en toda la diversidad del corpus.

Los modelos generativos también pueden elaborar resúmenes de entrevistas o documentos. Estos productos son puntos de entrada para organizar el trabajo, no sustitutos del registro original. El resumen puede suprimir excepciones, fusionar declaraciones de diferentes personas o introducir relaciones que no están documentadas. Toda afirmación relevante debería poder vincularse a un fragmento identificable del corpus; cuando el software no proporciona tal trazabilidad, su uso para elaborar conclusiones debe limitarse.

La integración responsable del PLN aporta mayor capacidad de exploración y recuperación, especialmente en corpus de gran volumen. Sin embargo, las dimensiones interpretativas —silencios, contradicciones, posiciones de poder, lenguaje figurado y contexto histórico— requieren discusión conceptual y contraste con evidencia primaria. El valor científico emerge cuando las operaciones computacionales amplían la observación sin hacer invisible la complejidad de la experiencia estudiada.

4.4 Modelos predictivos, aprendizaje automático e interpretación de resultados científicos

La construcción de modelos predictivos persigue estimar resultados futuros o desconocidos a partir de información disponible en un momento definido. Su calidad debe evaluarse con observaciones que no hayan sido utilizadas para ajustar el algoritmo. Esta exigencia parece simple, pero se vulnera con frecuencia cuando la misma base se emplea para seleccionar variables, transformar datos, ajustar parámetros y reportar el rendimiento final. La investigación predictiva exige separar cuidadosamente las funciones de entrenamiento, selección y prueba.

Una partición de entrenamiento, validación y prueba debe diseñarse según la estructura de los datos. En series temporales, entrenar con observaciones posteriores al periodo que se pretende predecir crea un escenario irreal; conviene utilizar particiones cronológicas. Cuando existen observaciones repetidas de una misma entidad, debe evitarse que registros muy relacionados aparezcan simultáneamente en entrenamiento y prueba si la aplicación final exige generalizar a entidades nuevas. La validación cruzada también debe respetar la agrupación, la jerarquía y el orden temporal cuando son parte del problema.

Un riesgo central es la fuga de información o data leakage. Kapoor y Narayanan (2023) muestran que este fenómeno puede producir rendimientos demasiado optimistas en estudios científicos basados en aprendizaje automático. La fuga aparece, por ejemplo, cuando una variable incorpora información conocida solamente después del resultado o cuando se calcula una transformación con el conjunto completo antes de separar los datos. En estas condiciones, una exactitud aparentemente elevada refleja una evaluación contaminada y no capacidad genuina de generalización.

Las operaciones que aprenden parámetros —imputación basada en distribuciones, normalización, selección de atributos y ajuste de hiperparámetros— deben estimarse dentro del conjunto de entrenamiento o de los pliegues correspondientes. El conjunto de prueba se reserva para una evaluación final definida previamente. Si sus resultados motivan sucesivas modificaciones del modelo, deja de funcionar como prueba independiente. En proyectos de larga

duración pueden requerirse pruebas externas adicionales realizadas en periodos, instituciones o poblaciones diferentes.

La selección de métricas tiene consecuencias científicas y operativas. Para una predicción continua pueden utilizarse error absoluto medio y raíz del error cuadrático medio; el segundo penaliza más intensamente los errores grandes. En clasificación, precisión, sensibilidad o recall, especificidad, F1 y áreas bajo curvas responden a aspectos distintos. Saito y Rehmsmeier (2015) muestran por qué las curvas precisión-recall resultan especialmente informativas en escenarios con clases muy desiguales, donde una exactitud global elevada puede coexistir con una detección insuficiente de casos relevantes.

La importancia de una métrica depende de los costos de decisión. Si el objetivo consiste en anticipar retrasos de ejecución presupuestaria, una falsa alarma genera trabajo de revisión, mientras que un caso importante no detectado puede retrasar una intervención. El umbral de clasificación debe examinarse con los usuarios institucionales y con criterios transparentes; no debería elegirse únicamente porque maximice una cifra en una muestra histórica. La calibración de probabilidades también importa: un modelo que asigna una probabilidad alta debe mostrar una frecuencia de ocurrencia consistente con esa estimación en datos apropiados.

Tabla 4 Indicadores de evaluación y condiciones de uso

Indicador	Pregunta que ayuda a responder	Advertencia interpretativa
MAE / RMSE	¿Cuánto se aparta una predicción numérica del valor real?	RMSE penaliza en mayor medida errores grandes; informar unidades.
Sensibilidad (recall)	¿Qué proporción de casos positivos detecta el modelo?	No informa cuántas alertas positivas resultan incorrectas.
Precisión positiva	¿Qué proporción de alertas emitidas corresponde a casos reales?	Depende de la prevalencia y del umbral elegido.
F1 / curva PR	¿Cómo se equilibran precisión y sensibilidad?	Complementar con la evaluación de costos y calibración.

Las técnicas de interpretación ofrecen una descripción parcial de qué variables influyen sobre las salidas del modelo. Lundberg y Lee (2017) desarrollaron SHAP, una familia de explicaciones aditivas que atribuye contribuciones a características individuales bajo definiciones y supuestos específicos. Estas explicaciones pueden ayudar a detectar

comportamientos inesperados y contrastar el modelo con conocimiento sustantivo. Sin embargo, una importancia elevada no demuestra causalidad, y las atribuciones pueden cambiar según la distribución de referencia, las correlaciones entre predictores y la especificación elegida.

También deben evaluarse estabilidad y equidad de rendimiento entre subgrupos pertinentes. Un modelo entrenado predominantemente con datos de unidades administrativas grandes puede funcionar de manera diferente en instituciones pequeñas; su error medio total podría ocultar deficiencias graves para un subconjunto. La evaluación por subgrupos requiere tamaños suficientes, definiciones justificadas y cautela frente a resultados inestables. No implica introducir atributos personales innecesarios, sino vigilar que el instrumento no consolide desigualdades o exclusiones.

La incertidumbre abarca al menos tres planos: variabilidad inherente de los datos, limitaciones del conocimiento del modelo y cambios del entorno donde se aplica. Las estimaciones puntuales deberían acompañarse, cuando corresponda, de intervalos, análisis de sensibilidad o descripciones explícitas de su variabilidad. Un sistema puede deteriorarse cuando cambian las reglas de reporte, el comportamiento de los actores o la distribución de casos; por ello necesita seguimiento temporal y criterios para recalibrar, sustituir o suspender su aplicación.

La predicción científica adquiere utilidad cuando se conecta con un protocolo de decisión verificable y admite corrección. No basta con presentar una puntuación de riesgo: debe precisarse qué información estaba disponible al emitirla, cuál era la unidad analizada, cómo se evaluó su desempeño y qué actor humano puede cuestionarla. La transparencia metodológica transforma un modelo opaco en un instrumento susceptible de examen crítico, condición indispensable para su uso responsable en investigación.

4.5 Integración, validación y aplicación práctica de inteligencia artificial en el análisis de datos científicos

Integrar técnicas estadísticas, modelos de IA y análisis cualitativo exige una arquitectura coherente, no una simple acumulación de herramientas. La decisión de combinar procedimientos debe responder a necesidades de la pregunta científica: cuantificar regularidades, comprender procesos o contrastar explicaciones. En un estudio con enfoque

mixto, las fases pueden desarrollarse secuencialmente o en paralelo, pero el diseño debe anticipar cómo se relacionarán los hallazgos y qué divergencias serían teóricamente relevantes. El análisis computacional es una parte del proceso y no reemplaza la interpretación interdisciplinaria.

Como aplicación ilustrativa, considérese una investigación interesada en la detección temprana de desviaciones presupuestarias en entidades públicas. Su pregunta puede formularse así: ¿en qué medida los indicadores disponibles al cierre de cada mes permiten anticipar una desviación relevante al final del trimestre? La unidad de análisis podría definirse como entidad-programa-trimestre, siempre que existan registros comparables. Antes de obtener datos debe determinarse qué fase del gasto se examinará, cómo se ajustarán los cambios del presupuesto y qué se considerará una desviación significativa.

El resultado de interés podría consistir en un indicador binario que marque si la diferencia absoluta entre ejecución y presupuesto de referencia supera un umbral previamente justificado. Tal umbral es una elección conceptual y operativa, no una regla universal. El investigador tendría que comprobar si existen normas institucionales, diferencias sectoriales o condiciones que exijan otra definición. Para un objetivo de pronóstico, las variables predictoras deben estar disponibles antes de finalizar el trimestre; no sería válido utilizar el gasto final como característica de entrada para anticipar ese mismo resultado.

Entre las fuentes potenciales figurarían registros mensuales de ejecución, modificaciones presupuestarias documentadas, cronogramas de contratación e informes administrativos. Cada fuente necesitaría evaluación de cobertura, actualidad, comparabilidad y permisos de uso. El conjunto analítico incluiría un identificador no sensible para la entidad, periodo, variables de ejecución parcial, indicadores de estacionalidad y, si son pertinentes, medidas de cambios administrativos. No se presume que esas fuentes sean accesibles o homogéneas: su viabilidad debe demostrarse durante el diseño del estudio.

El protocolo comenzaría con la elaboración de un diccionario de datos y un registro de calidad; después se revisarían duplicados, cambios en categorías y ausencias. La etapa descriptiva examinaría distribuciones, variaciones entre periodos y diferencias por tipo de

entidad. A continuación, se establecería un modelo basal interpretable, seguido de una alternativa de aprendizaje automático. Ambos se evaluarían con periodos posteriores reservados para prueba, usando las mismas métricas y condiciones. El principal resultado no sería identificar un algoritmo ganador, sino determinar si existe una capacidad predictiva útil, estable y justificable.

Para ilustrar el indicador, supóngase que un programa presenta un presupuesto de referencia de USD 1.000.000 y una ejecución comparable de USD 900.000. Con la fórmula antes definida, la desviación sería de −10 %. Estos valores son enteramente hipotéticos y no corresponden a ningún registro oficial. El cálculo no debe aplicarse mecánicamente a porcentajes de ejecución mensual sin revisar la programación del gasto: una ejecución parcial inferior a la proporción lineal del año puede ser normal cuando existen pagos estacionales o hitos contractuales.

Una fase cualitativa complementaria podría examinar informes y entrevistas autorizadas con responsables de planificación. Mediante técnicas de PLN se localizarían menciones a retrasos de procesos, modificaciones de cronogramas o cambios de demanda, y luego se contrastarían las propuestas automáticas con lectura y codificación humanas. Esta integración permitiría explorar por qué determinadas alertas coinciden con procesos documentados y por qué otras resultan erróneas, evitando atribuir explicaciones causales basadas solo en palabras frecuentes.

El protocolo de validación debería prever por adelantado los criterios de éxito: rendimiento frente a una línea de base, sensibilidad para casos relevantes, tasa aceptable de falsas alertas, estabilidad entre periodos e interpretabilidad de las variables. También definiría un mecanismo de revisión de errores y un procedimiento para documentar desacuerdos entre resultados numéricos y evidencia documental. La utilidad institucional no se infiere exclusivamente de las métricas predictivas; debe evaluarse si la alerta permite una acción lícita, oportuna y proporcional.

En proyectos de investigación biomédica, guías específicas pueden orientar la presentación de modelos predictivos; por ejemplo, el documento TRIPOD+AI (Collins et al.,

2024) propone criterios de reporte para modelos clínicos. Tales orientaciones no deben trasladarse automáticamente a otras disciplinas, pero ilustran una lección general: un modelo científicamente comunicable exige describir población, variables, manejo de ausencias, métodos de validación y resultados completos. Cuando no exista una guía sectorial equivalente, el investigador puede adoptar buenas prácticas compatibles con el contexto, sin adjudicarles un alcance normativo que no tienen.

La trazabilidad puede organizarse mediante un expediente analítico que reúna pregunta, protocolo, procedencia de datos, decisiones de limpieza, código ejecutado, versiones de herramientas, resultados, discusión crítica y registro del empleo de IA. Los textos producidos por sistemas generativos no deben transformarse en resultados sin comprobarlos con las salidas del software y los registros originales. La aprobación final de la interpretación y su comunicación corresponde al equipo investigador, que debe informar con claridad tanto lo logrado como lo que permanece incierto.

Una integración rigurosa de IA fortalece el análisis cuando mejora la organización de evidencia, amplía la exploración y facilita pruebas reproducibles. Su contribución disminuye, en cambio, cuando introduce variables sin significado, oculta decisiones, confunde predicción con explicación o sustituye la revisión humana. La calidad metodológica resulta de la relación coherente entre pregunta, datos, técnicas, evaluación e interpretación. Este principio conecta el procesamiento científico con el siguiente ámbito de la obra: la redacción y publicación transparente de los hallazgos.

CAPÍTULO V

Inteligencia artificial en la redacción y publicación científica



CAPÍTULO V.

5 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA REDACCIÓN Y PUBLICACIÓN CIENTÍFICA

La publicación constituye una etapa fundamental de la investigación científica porque permite someter los procedimientos, argumentos y resultados al examen de otras personas. El valor de un manuscrito no reside únicamente en su corrección lingüística: depende de la pertinencia de la pregunta, la solidez del diseño, la confiabilidad de los datos, la trazabilidad de las fuentes y la claridad con que se distinguen resultados, interpretaciones y limitaciones. La inteligencia artificial (IA) introduce posibilidades para apoyar tareas de escritura, edición y circulación del conocimiento, pero también plantea interrogantes sobre el origen de los enunciados, la atribución de contribuciones y la responsabilidad por los contenidos publicados.

Este capítulo aborda el uso de la IA en cinco ámbitos complementarios: la transformación de la escritura académica, la planificación de manuscritos, la elaboración de distintas modalidades de producción científica, la gestión documental y visual, y los procesos editoriales y de divulgación. Se adopta una perspectiva de asistencia supervisada: las herramientas pueden proponer estructuras, detectar inconsistencias expresivas o facilitar la organización de materiales, mientras que las decisiones científicas, las comprobaciones y la aprobación final corresponden a personas identificables. Esta distinción resulta especialmente necesaria cuando la fluidez de un texto generado puede producir una apariencia de rigor que no está respaldada por evidencia (Messeri & Crockett, 2024).

5.1 Transformación de la escritura académica mediante inteligencia artificial

La escritura académica forma parte del razonamiento investigador. Al delimitar conceptos, relacionar antecedentes, explicar decisiones metodológicas y argumentar interpretaciones, el autor revisa lo que sabe y descubre aquello que aún debe justificar. Por eso, redactar no consiste en trasladar resultados terminados a una presentación elegante: es una actividad intelectual en la que se construyen relaciones entre preguntas, métodos, datos y

conclusiones. La aparición de sistemas de lenguaje capaces de generar párrafos coherentes modifica ciertas operaciones de esa actividad, pero no elimina sus exigencias epistemológicas.

Los asistentes de IA pueden intervenir en tareas de diferente complejidad. En un nivel operativo, ofrecen corrección ortográfica, sugerencias de puntuación, ajustes terminológicos y reformulación de oraciones extensas. En un nivel organizativo, permiten comparar esquemas, detectar transiciones débiles y proponer preguntas que ayuden a revisar la secuencia argumentativa. En un nivel más sustantivo, pueden generar resúmenes o borradores, aunque aquí aumentan los riesgos porque el texto producido puede contener inferencias injustificadas, información desactualizada o referencias inexistentes. Salvagno et al. (2023) examinan precisamente la utilidad potencial de estas herramientas para organizar material, generar borradores preliminares y mejorar la legibilidad, insistiendo en que la revisión experta sigue siendo indispensable.

Conviene diferenciar tres actividades que con frecuencia se presentan como equivalentes. La corrección lingüística modifica la forma sin alterar la tesis; la edición académica busca mejorar la progresión argumental y puede exigir cambios de estructura; la interpretación científica determina qué significa la evidencia y cuáles son los límites de una afirmación. Una herramienta puede apoyar las dos primeras bajo supervisión, pero no debe recibir, por mera delegación, la tercera. Cuando el investigador acepta una interpretación porque el párrafo suena convincente, corre el riesgo de confundir plausibilidad expresiva con validación científica.

La perspectiva centrada en la persona defendida por Miao y Holmes (2023) resulta pertinente: el objetivo del uso de IA en investigación es fortalecer la capacidad humana de producir y evaluar conocimiento, no desplazar el juicio científico. La escritura asistida adquiere una utilidad concreta cuando parte de insumos previamente examinados. Supóngase que un equipo dispone de un conjunto de tablas de resultados verificados, un protocolo metodológico aprobado y una matriz de bibliografía revisada. Podría solicitar a una herramienta que identifique repeticiones entre secciones, señale términos usados de manera inconsistente o formule alternativas de conexión entre dos argumentos. La respuesta debe compararse con los materiales originales y no con la intuición de que una redacción más sofisticada equivale a un

mejor análisis. En cambio, pedir que produzca resultados, una discusión y conclusiones sin datos comprobables transfiere al modelo una tarea que este no puede resolver con garantías de autenticidad.

También es necesario reconocer el papel de las convenciones disciplinares. Una investigación jurídica exige una diferenciación precisa entre norma, jurisprudencia, doctrina e interpretación; un artículo experimental debe mantener correspondencia entre el protocolo y lo observado; un estudio histórico requiere atender al contexto de las fuentes; una investigación cuantitativa debe separar estimaciones, incertidumbre y causalidad. Las respuestas generalistas pueden suavizar estas diferencias y ofrecer estructuras uniformes poco apropiadas. El investigador ha de definir las reglas del género discursivo antes de recurrir a la IA, en lugar de adaptar su estudio a las plantillas que el sistema proponga.

Entre los riesgos documentados destaca la fabricación de referencias o la atribución incorrecta de afirmaciones. Alkaissi y McFarlane (2023) analizaron ejemplos de respuestas que incluían datos y referencias bibliográficas erróneos, lo cual ilustra por qué un texto aparentemente documentado no puede aceptarse sin cotejo independiente. Otro riesgo es la sobreconfianza: Messeri y Crockett (2024) advierten que la capacidad de la IA para producir respuestas convincentes puede favorecer ilusiones de comprensión y homogeneizar formas de interpretar la investigación. Estas observaciones no obligan a descartar la herramienta; exigen establecer controles proporcionales a la trascendencia científica del uso.

Una práctica adecuada consiste en establecer un ciclo de cuatro momentos: el autor prepara información contrastada; la herramienta apoya una operación claramente delimitada; el investigador revisa línea por línea los cambios relevantes; y el equipo conserva una versión final cuya argumentación pueda defender sin depender de la herramienta. Si durante este proceso se incorporan fuentes nuevas sugeridas por IA, ninguna se añade sin localizar el documento original, confirmar sus datos editoriales y comprobar que sustenta exactamente la afirmación formulada. La transparencia sobre el tipo de ayuda recibida forma parte de la responsabilidad editorial, aunque el lugar y el nivel de detalle de la declaración dependan de las políticas del medio de publicación (ICMJE, 2026).

El criterio para evaluar el aporte de la IA no debe limitarse al tiempo de redacción ahorrado. Una mejora científicamente relevante se expresa en mayor claridad sin pérdida de precisión, mejor detección de contradicciones, documentación verificable y menor probabilidad de errores editoriales. Si se acelera la producción textual mientras disminuye la capacidad del autor para explicar el contenido, la eficiencia aparente se convierte en una pérdida de calidad científica.

5.2 Herramientas inteligentes para la planificación, organización y estructuración de manuscritos científicos

Antes de redactar, el investigador necesita definir qué clase de producto comunicará y a quién estará dirigido. Un artículo original, una revisión sistemática, un libro de investigación, un informe técnico y una comunicación de congreso no comparten idénticas exigencias de extensión, estructura ni profundidad. En esta etapa la IA puede ser útil como instrumento de planificación, siempre que su intervención se subordine al problema investigado, a la evidencia disponible y a las instrucciones efectivas de la revista o editorial receptora.

El punto de partida es construir un mapa de correspondencias entre el objetivo del manuscrito y sus componentes. La pregunta central debe vincularse con los antecedentes indispensables, las decisiones metodológicas, los resultados realmente obtenidos y la discusión que estos permiten. Un asistente puede revisar ese mapa para identificar secciones desproporcionadas o vacíos argumentativos, pero no debe inventar datos para llenar espacios. Por ejemplo, si la pregunta versa sobre el desempeño de un modelo predictivo aplicado al presupuesto público, la sección de resultados no puede incluir indicadores de exactitud, áreas bajo la curva ni validaciones externas hasta que hayan sido calculados y documentados.

En artículos de investigación empírica suele utilizarse la organización IMRyD (introducción, métodos, resultados y discusión), aunque no es universal. La introducción establece el problema y la contribución; los métodos explican cómo se obtuvieron y analizaron los datos; los resultados presentan los hallazgos; y la discusión los interpreta en diálogo con la bibliografía. La IA puede ayudar a comprobar que la introducción no anticipa conclusiones no demostradas, que los métodos contienen la información necesaria para evaluar el estudio y que

los resultados se separan de opiniones especulativas. No obstante, las normas de comunicación deben consultarse en la fuente oficial del medio elegido, porque las exigencias difieren según disciplina y tipo de artículo.

Para revisiones sistemáticas es especialmente importante distinguir organización editorial de cumplimiento metodológico. La declaración PRISMA 2020 proporciona recomendaciones de información para comunicar con transparencia por qué se realizó una revisión, cómo se identificaron y seleccionaron estudios, y qué resultados se obtuvieron (Page et al., 2021). Un sistema generativo podría ayudar a convertir una matriz documental validada en un borrador de síntesis, pero no convierte una selección informal de artículos en una revisión sistemática. La estrategia de búsqueda, los criterios de elegibilidad, el proceso de cribado y las decisiones sobre sesgo o certeza de la evidencia deben quedar registrados de forma independiente.

Una planificación sólida resulta más manejable si separa insumos, tareas delegables y entregables. El insumo puede ser un esquema aprobado por el equipo o una tabla con resultados comprobados. La tarea de apoyo puede consistir en sugerir títulos de sección, redactar transiciones alternativas o señalar redundancias. El entregable no es la respuesta original del sistema, sino una versión revisada que conserve el vínculo explícito con la evidencia. Esta separación impide confundir la facilidad de obtener texto con la producción legítima de conocimiento.

Tabla 5 Matriz de usos de IA durante la preparación del manuscrito

Etapa	Asistencia posible	Comprobación indispensable
Definición del esquema	Detectar omisiones y solapamientos entre apartados	Vincular cada sección con objetivo, metodología y evidencia
Revisión del borrador	Mejorar coherencia, transiciones y precisión del lenguaje	Confirmar que no se incorporan hallazgos ni citas no documentados
Control previo al envío	Revisar consistencia de títulos, tablas y metadatos	Cotejar instrucciones editoriales y aprobar la versión final

Nota. Elaboración propia con fines metodológicos.

Un procedimiento práctico para preparar un manuscrito con asistencia de IA incluye varias comprobaciones consecutivas. Primero, identificar el aporte científico en una o dos proposiciones cuya veracidad pueda argumentarse. Segundo, delimitar la audiencia y localizar las instrucciones editoriales vigentes. Tercero, fijar un esquema que distribuya cada afirmación principal en la sección correspondiente. Cuarto, asignar a cada afirmación su fuente o evidencia empírica, dejando visibles las cuestiones pendientes. Quinto, solicitar apoyo de IA únicamente para tareas específicas de legibilidad u organización. Sexto, contrastar cada sugerencia con las fuentes originales y registrar las decisiones de revisión. Aunque esta secuencia puede parecer menos inmediata que producir un manuscrito completo con una sola instrucción, facilita la defensa académica de la obra y disminuye el trabajo de corrección posterior.

La formulación de instrucciones a la herramienta merece especial cuidado. Una solicitud útil delimita el alcance, proporciona material permitido y prohíbe completar información faltante. Por ejemplo: «Examina el siguiente esquema de un artículo de investigación; identifica solapamientos entre introducción y discusión; sugiere cambios de orden y señala qué afirmaciones necesitan respaldo; no agregues referencias, resultados ni datos». Esta instrucción promueve una interacción de carácter editorial. Otra solicitud, como «redacta un artículo publicable con resultados significativos», favorece la aparición de afirmaciones imposibles de verificar si no existen resultados previos. Los modelos no sustituyen la necesidad de diseñar solicitudes intelectualmente responsables.

En proyectos con varios autores conviene mantener control de versiones, atribución de decisiones y un registro interno de cambios sustantivos. La taxonomía CRediT reconoce funciones humanas diferenciadas, entre ellas conceptualización, metodología, investigación, análisis formal, redacción original y revisión y edición; su uso puede mejorar la visibilidad de contribuciones, aunque no determina por sí solo quién reúne los criterios de autoría (NISO, s. f.). La IA no debe ocupar un lugar de autor ni recibir crédito como si fuera una persona responsable de decisiones y conflictos de intereses.

La planificación termina cuando existe una arquitectura argumental que puede justificarse sin recurrir a la autoridad del software. Un esquema bueno no es el que distribuye el mismo número de páginas a cada sección, sino el que asigna espacio según la importancia

científica de cada componente. En investigaciones exploratorias puede requerirse un desarrollo conceptual extenso; en estudios experimentales, la especificación de procedimientos puede ser decisiva; y en obras académicas de carácter aplicado pueden adquirir mayor relevancia los ejemplos metodológicos. La IA contribuye cuando hace visibles estas elecciones y no cuando las uniforma arbitrariamente.

5.3 Aplicaciones de inteligencia artificial en la redacción de artículos, libros e informes de investigación

La utilidad de la IA varía según el producto final. En los artículos científicos, el espacio limitado exige una argumentación selectiva, una presentación reproducible de métodos y una conexión estrecha entre hallazgos y conclusiones. En los libros, el desafío se desplaza hacia la articulación de capítulos, la progresión conceptual y la consistencia terminológica a lo largo de una extensión mayor. Los informes técnicos o institucionales suelen añadir necesidades de síntesis ejecutiva, trazabilidad de indicadores y recomendaciones dirigidas a decisiones concretas. En todos los casos, la automatización textual debe respetar la naturaleza del documento y la procedencia de la evidencia.

En un artículo original, una asistencia responsable puede comenzar con la revisión de una introducción ya sustentada. La herramienta identifica repeticiones, propone transiciones entre antecedentes y problema, o verifica que el objetivo declarado aparezca de forma coherente en métodos y conclusiones. Durante la redacción de resultados puede apoyar la estandarización de unidades, títulos y descripciones, pero no debe inferir valores inexistentes ni transformar tendencias no concluyentes en efectos demostrados. En la discusión puede ofrecer preguntas críticas —¿qué explicaciones alternativas existen?, ¿qué limitaciones metodológicas no se han reconocido?, ¿qué hallazgos contradicen la hipótesis?—, siempre sin reemplazar la interpretación del equipo investigador.

En una revisión de literatura, una de las tareas más delicadas es sintetizar investigaciones que difieren en contexto, muestra, instrumentos y definiciones. Una síntesis generada a partir de resúmenes aislados podría exagerar consensos o esconder heterogeneidad. La producción de una revisión sólida requiere consultar los textos completos cuando sean necesarios, identificar la

calidad de la evidencia y distinguir entre resultados comparables y hallazgos que no pueden integrarse directamente. PRISMA 2020 ofrece un marco de reporte, pero no sustituye la ejecución de una revisión ni la evaluación crítica de los estudios (Page et al., 2021). Por eso, cualquier resumen asistido debe poder reconstruirse desde registros bibliográficos y fichas de extracción confiables.

En los libros académicos, la IA puede ayudar a comprobar que cada capítulo cumpla una función específica y que los conceptos no cambien de significado entre secciones. Una matriz de continuidad puede contener, para cada capítulo, objetivo, términos principales, fuentes decisivas, ejemplo aplicado y vínculo con el capítulo siguiente. A partir de esta matriz, un asistente puede detectar contenidos duplicados o señalar conceptos anunciados, pero nunca desarrollados. Sin embargo, la perspectiva original, la selección de autores y la valoración de controversias deben seguir siendo decisiones humanas. Un libro compuesto por fragmentos formalmente similares, sin tesis integradora, puede parecer homogéneo y carecer de verdadera unidad intelectual.

En los informes institucionales, la IA resulta particularmente atractiva para adaptar registros extensos a una audiencia directiva. Esa reducción exige cautela: una síntesis nunca debe ocultar incertidumbres importantes, condiciones de aplicabilidad o supuestos de cálculo. Por ejemplo, al informar sobre riesgos presupuestarios en un organismo público, una recomendación responsable debe diferenciar hechos observados, proyecciones basadas en modelos y sugerencias de gestión. La herramienta puede colaborar en producir una versión técnica y otra ejecutiva, pero ambas deben preservar los valores originales, los periodos de referencia y las restricciones del análisis.

Considérese un ejemplo exclusivamente didáctico: un equipo de investigación estudia la posibilidad de anticipar desviaciones entre presupuesto programado y ejecutado en entidades públicas. Dispone de un diseño metodológico que define las variables, fuentes administrativas, reglas de depuración y criterios de validación. Antes de ejecutar el análisis, puede utilizar una IA para examinar la claridad de las definiciones operacionales y generar una lista de posibles ambigüedades en la redacción. Una vez obtenidos y verificados los resultados, podría solicitar alternativas para describir tablas sin repetir cifras de modo innecesario. En ningún momento

sería válido pedir al sistema que produzca porcentajes de mejora, significación estadística o conclusiones causales que no procedan del análisis real.

La traducción de manuscritos merece tratamiento diferenciado. Los modelos pueden facilitar una primera versión en otro idioma y sugerir equivalencias terminológicas; no obstante, ciertos conceptos técnicos poseen sentidos específicos que se pierden con una traducción literal o excesivamente fluida. En disciplinas jurídicas, por ejemplo, figuras procesales propias de un ordenamiento no siempre admiten equivalentes directos; en estadística, términos como asociación, efecto y predicción tampoco son intercambiables. La revisión debe estar a cargo de una persona competente en la disciplina y, cuando corresponda, en la lengua de destino. Las políticas editoriales pueden requerir declarar el empleo de herramientas de IA incluso cuando la intervención se concentre en tareas de asistencia lingüística, por lo que debe consultarse la norma concreta antes del envío (Elsevier, 2026).

En la preparación de resúmenes, palabras clave y títulos, la IA puede contribuir a mejorar la accesibilidad del documento. El resumen debe reflejar exactamente el propósito, el método y los hallazgos existentes, sin incorporar resultados nuevos ni sustituir incertidumbres por frases promocionales. El título ha de ser informativo, no sensacionalista; las palabras clave deberían relacionarse con los descriptores de la disciplina y no seleccionarse únicamente por popularidad. En materiales de divulgación, simplificar no equivale a eliminar matices científicos. Una comunicación responsable mantiene la diferencia entre «los datos indican», «el modelo predice» y «el estudio demuestra».

El principio transversal es que cada modalidad editorial impone límites particulares al uso de IA. La herramienta resulta valiosa cuando reduce tareas mecánicas y abre espacio para la revisión humana, pero su contribución se vuelve problemática cuando encubre la ausencia de fuentes, la falta de resultados o una argumentación que nadie puede defender. La publicación de calidad requiere que los autores puedan explicar el origen de cada afirmación decisiva y responder sobre su exactitud, integridad y pertinencia (van Dis et al., 2023; ICMJE, 2026).

5.4 Gestión de citas, referencias bibliográficas, tablas y figuras científicas

La presentación de fuentes cumple una función de comprobación, no solo una exigencia formal. Una referencia permite reconstruir la procedencia de una idea, identificar el tipo de evidencia que la respalda y distinguir aportaciones originales de conocimientos previamente publicados. Los gestores bibliográficos y los asistentes de IA pueden simplificar la organización de registros, pero ninguno garantiza por sí mismo que una referencia exista, que sus metadatos sean correctos o que un artículo sostenga lo que se afirma. La verificación bibliográfica debe constituir una operación explícita del proceso de escritura.

Al aplicar APA 7.ª edición conviene diferenciar la forma de la cita dentro del texto y la descripción completa en la lista final. La primera vincula afirmaciones con autores y años; la segunda permite localizar la obra mediante título, publicación y datos identificadores, como el DOI cuando corresponde. Una herramienta puede ayudar a detectar discrepancias entre citas y bibliografía o a uniformar signos de puntuación, pero el investigador debe confirmar autores, año, título, fuente, volumen, páginas o identificador del artículo. Cuando un DOI está disponible, es preferible utilizar el enlace normalizado https://doi.org/..., siempre después de verificar que resuelva al documento correcto. No corresponde inventarlo por analogía con identificadores de otras publicaciones.

La comprobación bibliográfica exige al menos tres contrastes. El primero es de existencia: localizar la obra en la editorial, revista, repositorio institucional o un registro bibliográfico confiable. El segundo es de identidad: comprobar que los metadatos corresponden a la misma versión del trabajo. El tercero es de pertinencia: revisar el contenido para confirmar que realmente apoya la afirmación. Esta última etapa suele omitirse cuando una IA genera una referencia verdadera pero la asocia con una proposición que no aparece en el documento. Alkaissi y McFarlane (2023) demostraron que las respuestas automáticas pueden incluir referencias aparentemente académicas que no existen; disponer de un DOI válido tampoco demuestra que se haya interpretado correctamente la fuente.

Debe evitarse el uso de una respuesta de IA como sustituto de una fuente primaria. Si una herramienta resume un artículo académico, la cita debe remitir al artículo realmente consultado y no atribuir a la IA una autoría científica sobre resultados ajenos. Existen casos

distintos, por ejemplo cuando la propia salida de un modelo constituye el objeto de estudio; entonces puede ser necesario documentar el sistema, la versión, la fecha, la instrucción y la forma de conservación de la respuesta, de acuerdo con el diseño y las políticas aplicables. Esta diferencia entre «utilizar IA para trabajar con fuentes» y «estudiar la IA como material empírico» evita confusiones de procedencia.

En las tablas, el uso de IA puede ayudar a mejorar encabezados, consistencia de unidades y notas aclaratorias, siempre que los valores hayan sido obtenidos y comprobados previamente. Una tabla científica debe expresar qué se compara, en qué unidad, con qué periodo y bajo qué criterios de cálculo. La herramienta no debe completar celdas faltantes mediante estimaciones no declaradas, modificar cifras para obtener patrones más convincentes ni reordenar categorías de modo que cambie la interpretación sin avisarlo. Cuando se presenten datos derivados, el procedimiento de transformación debe quedar documentado en los métodos o en la nota correspondiente. Asimismo, se debe identificar la procedencia de tablas adaptadas o reproducidas y respetar las condiciones de uso de los materiales de terceros.

Las figuras exigen controles semejantes, pero añaden cuestiones de integridad visual. La generación automática de diagramas conceptuales puede ser aceptable cuando estos representan relaciones teóricas examinadas y no simulan observaciones empíricas. En contraste, una imagen presentada como fotografía de un experimento, registro clínico o evidencia documental no puede fabricarse o alterarse de forma engañosa. También resulta necesario comprobar que los ejes de una gráfica, los intervalos, las escalas y los rótulos correspondan fielmente a los datos. Algunas políticas editoriales restringen explícitamente la generación de determinados tipos de imágenes; por ejemplo, las normas de Elsevier para libros y contenidos por encargo contienen prohibiciones particulares sobre imágenes de cubierta y material gráfico generado por IA, lo que evidencia que los permisos no son uniformes entre editoriales (Elsevier, 2026).

Tabla 6 Verificación de elementos documentales y visuales

Elemento	Verificación primaria	Riesgo que se evita
Cita y referencia	Fuente original, autores, año, DOI y concordancia con el argumento	Referencia inexistente o cita fuera de contexto

Tabla de resultados	Archivo de datos, unidades, transformaciones y notas	Valores fabricados o comparaciones inválidas
Figura científica	Origen, escalas, permisos y descripción de cualquier edición	Representación visual engañosa o uso no autorizado

Nota. Elaboración propia con fines metodológicos.

Una bibliografía de calidad requiere mantenimiento durante toda la redacción. Es útil conservar una biblioteca digital con registros depurados, archivos originales cuando su uso sea lícito, identificadores persistentes y notas sobre los argumentos que cada fuente fundamenta. Antes de cerrar el manuscrito corresponde revisar citas sin referencia, referencias no citadas, duplicados, errores de fecha y cambios de título entre versiones preliminares y versiones definitivas. Para obras colectivas, la existencia de una sola biblioteca de trabajo con reglas compartidas de nomenclatura disminuye inconsistencias entre capítulos.

El control final también debe alcanzar la atribución intelectual de elementos visuales y documentales. Si el investigador modifica una figura existente, debe analizar si se trata de una adaptación que requiere reconocimiento o permiso. Si crea un gráfico a partir de sus propios datos, debe indicar el origen de esos datos y permitir interpretar el procedimiento. Si una herramienta participa de manera sustantiva en la transformación de figuras, corresponde evaluar la declaración exigida por la editorial y conservar el registro de lo realizado. El objetivo no consiste en prohibir toda automatización, sino en garantizar que el lector sepa qué observa y pueda distinguir el contenido documental del contenido elaborado con apoyo tecnológico.

5.5 Inteligencia artificial en la evaluación editorial, publicación y divulgación del conocimiento científico

La revisión y publicación de un manuscrito implica una cadena de responsabilidades que comienza antes del envío y continúa después de la difusión. Los autores responden por la exactitud y originalidad del trabajo; los revisores evalúan críticamente la calidad, pertinencia y solidez de sus argumentos; los editores toman decisiones de acuerdo con políticas declaradas; y la editorial preserva la integridad del registro publicado. La integración de IA puede favorecer procesos de comprobación y organización, pero no debe borrar estos límites ni convertir decisiones académicas en resultados automáticos sin supervisión.

Las orientaciones de COPE establecen que los sistemas de IA no reúnen las condiciones de autoría, porque no pueden asumir responsabilidad por un trabajo, aprobar su versión final ni gestionar obligaciones editoriales propias de las personas. También recomiendan transparencia cuando se utilicen herramientas de IA en redacción, imágenes, recopilación o análisis de datos (COPE Council, 2024). En la misma línea, la actualización de enero de 2026 de las recomendaciones del ICMJE distingue obligaciones de autores, revisores y editores, exige responsabilidades humanas y advierte sobre el riesgo de vulnerar la confidencialidad de manuscritos sometidos a evaluación (ICMJE, 2026). Estas orientaciones se refieren en parte a contextos biomédicos, por lo que su aplicación a otras disciplinas debe interpretarse junto con las normas del medio receptor.

La confidencialidad adquiere especial importancia durante la revisión por pares. Un manuscrito inédito puede incluir ideas originales, datos todavía no publicados, información sensible o material protegido. Introducirlo sin autorización en un servicio de IA externo puede exponer contenido que se ha confiado al evaluador para un fin específico. Por ello, los revisores no deberían cargar documentos completos o fragmentos confidenciales en herramientas que no aseguren las protecciones exigidas por la revista o editorial. Según las recomendaciones actuales del ICMJE, cuando no pueda garantizarse la confidencialidad, esta práctica requiere permiso explícito de los autores; además, la evaluación crítica no debe delegarse a un modelo (ICMJE, 2026). Los editores han de establecer reglas conocidas por autores y revisores.

La IA puede contribuir de forma más prudente a tareas administrativas o editoriales de bajo riesgo: comprobar la presencia de secciones obligatorias, detectar campos vacíos en formularios, comparar convenciones tipográficas o ayudar a localizar inconsistencias en metadatos. Sin embargo, no debe decidir por sí sola si un estudio es original, si una crítica metodológica es pertinente o si procede aceptar un manuscrito. Las políticas de Nature Portfolio subrayan precisamente que la responsabilidad, el juicio y las decisiones editoriales permanecen en manos humanas, incluso cuando se empleen herramientas de apoyo (Nature Portfolio, s. f.). La dirección editorial también debe impedir que la evaluación se reduzca a indicadores automatizados de estilo, similitud o supuesta autoría por IA.



Figura 5 Proceso editorial de una publicación científica asistida por inteligencia artificial

Antes de enviar un manuscrito conviene revisar las políticas del medio seleccionado, porque pueden cambiar y no son idénticas. Las reglas de Elsevier para libros y contenido encargado, actualizadas en 2026, exigen declaración específica sobre el uso de IA en el proceso de escritura y describen restricciones adicionales respecto de imágenes y confidencialidad (Elsevier, 2026). Otras revistas pueden diferenciar la asistencia gramatical de la generación de contenido sustantivo. Por consiguiente, no existe una fórmula universal de declaración que garantice cumplimiento en todos los destinos editoriales; debe adaptarse al caso y describir únicamente usos que efectivamente hayan ocurrido.

Como modelo ilustrativo no como certificación automática de cumplimiento una declaración podría redactarse así: Durante la preparación del manuscrito se utilizó [nombre de la herramienta y, cuando corresponda, versión] para [tareas concretas, por ejemplo, revisión de estilo y reorganización de un esquema]. El equipo autoral examinó, corrigió y verificó el contenido resultante, no delegó en el sistema la producción de resultados ni la interpretación de la evidencia y asume plena responsabilidad por el texto final. Si la IA participó en extracción o análisis de datos, el manuscrito debe describir además el procedimiento en su metodología; si no se utilizó, no corresponde incluir una declaración afirmativa ficticia.

La transparencia exige especificar el uso real y conservar documentación suficiente para reconstruirlo cuando sea relevante. Puede registrarse la herramienta, la versión identificable, el propósito, el tipo de material suministrado, las verificaciones realizadas y los cambios sustantivos aceptados o rechazados. No siempre será apropiado publicar instrucciones

completas, especialmente si contienen datos personales o material confidencial; el nivel de detalle depende de la reproducibilidad, la ética y la política editorial. En equipos colaborativos conviene distinguir el rol de cada persona utilizando, cuando proceda, sistemas de declaración de contribuciones como CRediT, sin confundir estas descripciones con criterios automáticos de autoría (NISO, s. f.).

Tras la aceptación, la publicación requiere atender metadatos, identificación de autores, licencias y acceso. El título, el resumen, las palabras clave y las afiliaciones deben coincidir con la versión definitiva; el DOI, cuando sea asignado por la entidad autorizada, debe enlazar con la obra correspondiente; y la información de derechos debe reflejar el régimen real de publicación. La IA puede ayudar a revisar consistencia descriptiva entre formatos, pero la presencia de identificadores, bases de datos o métricas de consulta no sustituye la evaluación de la calidad científica. Tampoco es correcto presentar como indexada una obra por el solo hecho de estar disponible en un sitio web o poseer un DOI.

La divulgación posterior ofrece nuevas oportunidades: preparar resúmenes en lenguaje claro, guiones de presentaciones, textos institucionales o publicaciones orientadas a públicos no especializados. En esta etapa existe el riesgo de que el contenido promocional aumente la certeza de las conclusiones originales. Una comunicación responsable debe mantener las limitaciones del estudio, indicar la población o el contexto relevante y evitar transformar una asociación en causalidad. Las piezas adaptadas para redes o boletines deben remitir a la obra publicada y diferenciar difusión de evidencia adicional. Una estrategia de visibilidad científicamente válida amplía el acceso sin alterar el sentido del conocimiento divulgado.

El proceso editorial apoyado por IA debe evaluarse por sus efectos sobre exactitud, transparencia, confidencialidad y trazabilidad, no únicamente por velocidad. Un manuscrito que se produce más rápido, pero contiene citas ficticias, información no atribuida o decisiones editoriales opacas, resulta inferior a otro preparado con menor automatización y controles sólidos. La idea orientadora de este capítulo es que la inteligencia artificial puede colaborar en la comunicación de la ciencia si permanece subordinada a un trabajo humano responsable, verificable y abierto al escrutinio académico.

CAPÍTULO VI

Ética, integridad científica y perspectivas futuras de la inteligencia artificial



CAPÍTULO VI.

6 ÉTICA, INTEGRIDAD CIENTÍFICA Y PERSPECTIVAS FUTURAS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La incorporación de inteligencia artificial (IA) a la investigación científica modifica las condiciones en las que se formulan preguntas, se interpretan datos y se comunican resultados. Su alcance exige examinar no solo cuánto puede acelerar una actividad, sino también de qué manera altera la calidad de las evidencias, la distribución de responsabilidades y la confianza pública en el conocimiento. Una tecnología que facilita la producción de textos o identifica patrones no adquiere, por ello, competencia para decidir por sí misma si una hipótesis es relevante, una inferencia es válida o una intervención resulta socialmente aceptable.

La ética de la investigación proporciona criterios para orientar dichas decisiones antes, durante y después de emplear una herramienta. Por su parte, la integridad científica se manifiesta en prácticas verificables: describir procedimientos, atribuir correctamente las contribuciones, proteger a los participantes, comunicar límites y corregir errores. En un escenario de automatización creciente, ambos campos deben comprenderse de forma conjunta. Como advierten Messeri y Crockett (2024), el incremento de productividad promovido por la IA puede generar una ilusión de comprensión cuando los investigadores confunden fluidez de las respuestas con conocimiento suficientemente fundamentado.

Este capítulo desarrolla cinco dimensiones relacionadas: los principios éticos aplicables al uso de IA, los problemas de sesgo y confiabilidad, la autoría y propiedad intelectual, las condiciones de transparencia y reproducibilidad, y las perspectivas futuras de una investigación científicamente responsable. El análisis adopta una posición crítica y práctica: la IA puede asistir tareas legítimas, pero ninguna asistencia exonera al equipo investigador de justificar sus decisiones.

6.1 Principios éticos para la integración de inteligencia artificial en la investigación científica

La ética de la IA no equivale a una lista de prohibiciones tecnológicas. Su finalidad es establecer criterios para evaluar propósitos, medios, riesgos, afectados y consecuencias de un uso concreto. Una misma aplicación puede ser razonable en la depuración de registros públicos agregados y problemática si interviene sobre expedientes clínicos identificables. El juicio ético comienza, por tanto, con la pregunta por la finalidad investigativa: ¿qué necesidad científica justifica utilizar el sistema y qué valor adicional ofrece frente a métodos menos invasivos o más comprensibles?

La Recomendación sobre la Ética de la Inteligencia Artificial de la UNESCO, adoptada en 2021 y publicada en 2022, articula su propuesta alrededor de los derechos humanos, la dignidad, la equidad, la transparencia y la supervisión humana (UNESCO, 2022). Estas nociones no son únicamente declaraciones de intención. Trasladadas a un proyecto de investigación, exigen identificar quién puede beneficiarse de la herramienta, quién podría resultar perjudicado y qué mecanismos existen para cuestionar sus resultados. Su relevancia se intensifica cuando los datos describen personas o cuando los hallazgos pueden influir en decisiones institucionales.

El primer criterio operativo es la primacía de la responsabilidad humana. Un equipo puede utilizar IA para resumir documentos, detectar inconsistencias en un conjunto de datos o proponer alternativas de análisis; sin embargo, las decisiones sobre selección de muestras, exclusión de observaciones, interpretación causal y divulgación pertenecen a los investigadores. Esto requiere asignar responsabilidades concretas, no formular una supervisión meramente simbólica. Si un modelo propone descartar una variable, alguien debe verificar los fundamentos estadísticos y teóricos de esa recomendación y conservar la justificación correspondiente.

El segundo criterio es la proporcionalidad. La intervención tecnológica debe guardar relación con la importancia de la tarea y el nivel de riesgo que genera. Automatizar la revisión de formato de un manuscrito plantea riesgos diferentes a emplear un clasificador para inferir condiciones de salud, desempeño de estudiantes o presuntas irregularidades financieras. Cuantos mayores sean las consecuencias posibles de una salida errónea, más exigentes serán las pruebas de funcionamiento, la documentación, las autorizaciones y las vías de revisión. El marco NIST

AI RMF 1.0 propone precisamente gestionar riesgos a lo largo del ciclo de vida de los sistemas y en relación con su contexto de uso (Tabassi, 2023).

Un tercer criterio es la justicia, entendida como atención a la representación y al impacto diferencial. Los datos de entrenamiento y evaluación no reflejan necesariamente la diversidad lingüística, territorial, social o institucional de una población. Un sistema entrenado principalmente con documentos en inglés puede ofrecer resultados menos adecuados ante terminología jurídica ecuatoriana, variedades del español o producción científica regional. La inclusión de una prueba contextual, de materiales procedentes de distintas comunidades y de expertos con conocimientos locales contribuye a prevenir una universalización injustificada de los resultados.

La autonomía y el consentimiento informado también requieren atención. Cuando la investigación recurre a entrevistas, historias clínicas, datos estudiantiles o documentos confidenciales, incorporar servicios externos de IA puede significar nuevas formas de tratamiento y transmisión de información. La existencia de un consentimiento para investigar no autoriza automáticamente cualquier uso tecnológico posterior. Es necesario evaluar el alcance de las autorizaciones, las obligaciones contractuales del proveedor y las políticas institucionales. La anonimización debe valorarse críticamente: eliminar un nombre no siempre impide la reidentificación cuando permanecen fechas, lugares y combinaciones de atributos poco comunes.

El cuarto criterio es la explicabilidad suficiente para el propósito. No todas las herramientas ofrecen una explicación causal o una descripción completa de sus procesos internos. En esas condiciones, la transparencia debe incluir al menos información sobre el origen de los datos, el modelo empleado, las configuraciones relevantes, las pruebas efectuadas y los aspectos que no pueden interpretarse con certeza. Un resultado inexplicable no siempre carece de utilidad exploratoria, pero puede resultar insuficiente para sustentar recomendaciones públicas de alto impacto. Los lineamientos de la OCDE, actualizados en 2024, relacionan la IA confiable con la robustez, la seguridad, la transparencia y la rendición de cuentas (OCDE, 2024).

También existe una dimensión ambiental y organizativa. El procesamiento de grandes volúmenes de información y la ejecución reiterada de modelos consumen recursos computacionales, tiempo y presupuesto. Aunque la magnitud de ese impacto varía según la arquitectura y la infraestructura, la selección de una herramienta debería considerar la eficiencia, el acceso equitativo y su sostenibilidad. Utilizar un modelo complejo para una operación que se resuelve mediante una consulta estadística transparente puede aumentar costos sin ofrecer una mejora metodológica apreciable; Bender et al. (2021) recomiendan examinar críticamente los costos y las fuentes de datos de los modelos de lenguaje.

En consecuencia, la actuación ética no debe limitarse a incluir una declaración final. Es más útil establecer controles desde el diseño: formular el objetivo legítimo del uso de IA, clasificar los datos según sensibilidad, consultar a instancias de ética cuando corresponda, comparar alternativas, definir quién valida los productos y prever una respuesta ante errores. Un principio central para la investigación contemporánea es que la herramienta solo se incorpora cuando su contribución científica puede explicarse y sus riesgos pueden gestionarse razonablemente.

6.2 Sesgos algorítmicos, alucinaciones y confiabilidad de la información generada por inteligencia artificial

La confiabilidad de una respuesta automatizada depende de mucho más que su corrección gramatical. Los modelos de IA pueden producir textos precisos en apariencia y equivocados en aspectos sustantivos; asimismo, pueden identificar patrones estadísticos que reflejen desequilibrios de los datos antes que propiedades generales del fenómeno estudiado. En investigación, el riesgo fundamental consiste en introducir ese contenido en la cadena argumentativa como si hubiese superado controles de evidencia. La validación debe enfocarse tanto en los resultados como en el proceso que los produjo.

Los sesgos pueden originarse en distintas etapas. El sesgo de selección aparece cuando una base omite sistemáticamente una población o un tipo de documento; el de medición, cuando los indicadores representan de modo imperfecto la variable de interés; y el de etiquetado, cuando los criterios humanos incorporados al entrenamiento son inconsistentes o injustos. Además, el

propio objetivo de optimización del modelo puede priorizar precisión promedio en perjuicio de grupos poco representados. Las hojas de documentación de conjuntos de datos propuestas por Gebru et al. (2021) muestran la importancia de describir composición, recolección, usos previstos y limitaciones de los materiales utilizados.

Por ejemplo, un sistema destinado a clasificar artículos científicos sobre políticas públicas podría subestimar investigaciones regionales publicadas en revistas no indexadas en determinadas bases, o textos que emplean vocabulario distinto al dominante en su entrenamiento. El problema no se corrige simplemente solicitando al modelo que sea imparcial. Es necesario revisar la cobertura del corpus, comparar resultados entre fuentes, analizar falsos negativos y, cuando sea pertinente, recurrir a revisores con conocimiento del área. La equidad no se demuestra por la intención del desarrollador, sino por evaluaciones pertinentes al contexto de utilización.

Las denominadas alucinaciones de IA son respuestas que contienen afirmaciones no sustentadas, citas inexistentes, datos falsos o conexiones engañosas. A diferencia de un error tipográfico, una referencia inventada puede alterar una revisión bibliográfica entera y extenderse a trabajos posteriores si nadie verifica la fuente primaria. El investigador debe diferenciar una sugerencia de búsqueda de una referencia bibliográfica confirmada. DOI, autores, título, año, volumen y páginas se contrastan en registros editoriales, bases bibliográficas o el documento original antes de formar parte del manuscrito.

La verificación también es imprescindible al resumir publicaciones auténticas. Un modelo puede reconocer correctamente el título de un artículo y atribuirle una conclusión ausente, exagerar un resultado, confundir correlación con causalidad o ignorar las condiciones de la muestra. Por ello, las síntesis generadas deben cotejarse con objetivos, métodos, resultados, intervalos de incertidumbre y limitaciones efectivamente informados por los autores. Cuando una herramienta no brinda acceso al documento íntegro, su respuesta no debe presentarse como prueba de haberlo leído o evaluado.

Los llamados modelos generativos pueden presentar inestabilidad ante cambios de instrucciones, idioma o configuración. Dos consultas aparentemente equivalentes no siempre

producen el mismo conjunto de afirmaciones. Asimismo, las actualizaciones del proveedor pueden alterar el comportamiento de una herramienta sin modificar el proyecto que la utiliza. Esta variabilidad exige evitar la dependencia de una única ejecución y registrar las decisiones de las cuales dependen los resultados. El perfil de IA generativa del NIST identifica riesgos específicos que deben incorporarse a los procesos de evaluación y gestión (Autio et al., 2024).

El concepto de confiabilidad debe relacionarse con la finalidad del análisis. Para localizar posibles documentos, puede aceptarse un sistema que aumente cobertura a costa de revisión manual adicional; para estimar un efecto clínico o atribuir una conducta irregular, los umbrales y garantías deben ser mucho más estrictos. La precisión agregada de un modelo no permite concluir que sea seguro para cada subgrupo, institución o periodo. Mitchell et al. (2019) proponen las fichas de modelos como instrumento para describir usos previstos, conjuntos de evaluación, métricas y condiciones en las que su desempeño podría ser insuficiente.

Una dificultad adicional surge cuando muchos equipos utilizan modelos semejantes y terminan reproduciendo categorías, preguntas o explicaciones muy parecidas. Messeri y Crockett (2024) advierten que la aparente facilidad para generar respuestas puede producir una ilusión de entendimiento y favorecer la homogeneización del trabajo científico. La investigación no solo requiere respuestas rápidas, sino también perspectivas críticas, dudas productivas y metodologías capaces de cuestionar las explicaciones predominantes. La diversidad teórica y disciplinar es, por tanto, un recurso de control epistémico.

Frente a estos riesgos, la verificación por etapas ofrece una alternativa práctica. Primero se identifica qué afirmaciones generó el sistema y cuáles provienen de fuentes originales; luego se contrastan las referencias, se revisan cálculos o etiquetas y se evalúan errores por categorías relevantes. Finalmente, una persona competente decide si el material puede incorporarse, debe corregirse o se descarta. No es una auditoría ritual: los desacuerdos, límites y cambios deben quedar documentados para evitar que la corrección posterior dependa de la memoria del investigador.

La confianza razonable no consiste en asumir que la IA es correcta ni en prohibir su uso de forma general. Consiste en diseñar procedimientos que permitan detectar cuándo deja de ser

fiable. Si el resultado se utiliza para proponer hipótesis, se indica su carácter exploratorio; si respalda afirmaciones publicadas, se exige corroboración independiente. La fluidez textual puede ser una ayuda para comunicar, pero no constituye un criterio de verdad científica.

6.3 Autoría, propiedad intelectual y responsabilidad del investigador en el uso de inteligencia artificial

La autoría científica reconoce una contribución intelectual que puede describirse, defenderse y someterse a responsabilidad. El hecho de que una herramienta genere miles de palabras, imágenes o líneas de código no significa que haya formulado el problema de investigación con criterio científico ni que pueda responder por la veracidad de las afirmaciones. En una obra académica, la responsabilidad comprende la selección de antecedentes, la legitimidad de los datos, la calidad de la metodología, las inferencias expuestas y las correcciones necesarias después de la publicación.

El Comité Internacional de Editores de Revistas Médicas (ICMJE, 2026) establece criterios de autoría asociados a contribuciones sustantivas, participación en la redacción o revisión crítica, aprobación final y responsabilidad por la integridad del trabajo. Aunque sus recomendaciones se dirigen principalmente a publicaciones biomédicas, aportan un referente relevante para otras disciplinas. El propio ICMJE indica que los sistemas de IA no deben figurar como autores porque no pueden asumir dichas responsabilidades; también exige que las personas revisen el contenido generado y declaren los usos pertinentes de estas tecnologías.

La diferenciación entre asistencia técnica y aportación científica ayuda a determinar responsabilidades. Una corrección ortográfica, la reorganización preliminar de un índice o la generación de alternativas de redacción no equivale a diseñar una estrategia metodológica o interpretar hallazgos. Cuando se usa IA para proponer códigos de análisis, clasificaciones o hipótesis, la contribución humana requiere validar los supuestos, comprobar su pertinencia y aceptar o rechazar los resultados. La participación en un proceso automatizado no debería ser presentada como una producción intelectual autónoma del modelo.

La transparencia en la atribución es especialmente importante en equipos interdisciplinarios. La intervención de especialistas en estadística, archivística, programación,

metodología o conocimiento local puede quedar invisibilizada si toda la tarea se describe como realizada por una plataforma de IA. Las políticas de contribución deben identificar quién conceptualizó el estudio, obtuvo o verificó los datos, desarrolló el código, interpretó los hallazgos y aprobó la versión final. De esta manera se evita que la automatización debilite el reconocimiento justo del trabajo humano.

La propiedad intelectual constituye un ámbito distinto, aunque relacionado. La protección de una obra, la titularidad de derechos, las licencias de bases de datos, las restricciones contractuales de una plataforma y la posibilidad de reutilizar contenido generado por IA dependen del tipo de material y del marco jurídico aplicable. Por ello, no es correcto afirmar universalmente que toda salida de IA carece de protección o que pertenece sin limitaciones a quien introdujo una instrucción. Antes de publicar, el equipo debe examinar licencias, permisos, materiales de terceros, políticas institucionales y requisitos de la editorial.

En el uso de imágenes y gráficos se debe extremar la precaución. Una figura ilustrativa puede contener elementos protegidos, aparentar observaciones que nunca ocurrieron o inducir a error si se presenta como evidencia experimental. La política editorial puede restringir por completo determinadas imágenes generadas; un editorial de Nature Methods (2026), por ejemplo, explica las exigencias de declaración y límites de Nature Portfolio para diversas clases de contenido. Una representación sintética nunca debe confundirse con una fotografía de campo, una imagen clínica original o un resultado experimental.

La obligación de reconocer fuentes subsiste cuando la IA interviene en la redacción. Si una herramienta parafrasea un trabajo ajeno, el investigador continúa obligado a citar la fuente original que realmente examinó. Si produce una afirmación sin referencia, no corresponde atribuirla a un artículo al azar para completar el formato bibliográfico. La verificación y el reconocimiento adecuados protegen la trazabilidad de las ideas y permiten al lector distinguir entre datos, interpretaciones propias y aportaciones de terceros.

La evaluación por pares introduce responsabilidades adicionales. Los manuscritos inéditos pueden contener hallazgos no publicados, datos sujetos a reserva o información de personas identificables. Los revisores y editores no deben trasladar estos materiales a

herramientas externas sin autorización y garantías suficientes. Las recomendaciones del ICMJE (2026) exigen respetar la política de cada revista, preservar la confidencialidad y declarar el uso autorizado de IA en la revisión. La automatización puede apoyar labores auxiliares, pero el juicio evaluador debe mantenerse independiente y atribuible.

Es recomendable incluir una declaración concreta de uso de IA cuando la política editorial o la naturaleza del uso lo requieran. Una formulación ilustrativa sería: «Durante la preparación del manuscrito se empleó una herramienta de IA generativa para revisar claridad lingüística y proponer alternativas de organización. Los autores verificaron las afirmaciones, las citas y las referencias, realizaron las decisiones científicas y asumen responsabilidad plena por el contenido final». Una declaración de esta clase debe adaptarse a los usos realmente efectuados; no reemplaza la documentación metodológica cuando la IA participó en el procesamiento de datos o en la generación de resultados.

En definitiva, la discusión sobre autoría debe evitar dos extremos: atribuir a una herramienta responsabilidades que no puede ejercer y ocultar un uso sustantivo bajo la apariencia de trabajo enteramente manual. La integridad editorial exige describir con exactitud las contribuciones y conservar una cadena de responsabilidad que permita corregir el registro científico cuando sea necesario.

6.4 Transparencia, reproducibilidad, protección de datos y directrices internacionales para el uso responsable de inteligencia artificial

La transparencia científica significa ofrecer información suficiente para comprender cómo se obtuvo un hallazgo y qué decisiones condicionaron su interpretación. La reproducibilidad, aunque puede adoptar significados distintos entre disciplinas, demanda que los procedimientos estén descritos con precisión para permitir su comprobación o reiteración en condiciones comparables. En investigaciones asistidas por IA ambas exigencias se vuelven más complejas: los modelos pueden cambiar, los servicios pueden ser propietarios y algunas respuestas pueden depender de condiciones no observables por el equipo investigador.

Una descripción responsable del uso de IA debería identificar, cuando sea relevante, el nombre y la versión del sistema, su proveedor, la fecha de utilización, el objetivo específico de

la tarea y el material de entrada permitido. También puede ser necesario informar configuraciones, criterios de filtrado, reglas de revisión humana, umbrales de aceptación, registros de errores y transformaciones posteriores. No se trata de publicar indiscriminadamente instrucciones o datos confidenciales, sino de proporcionar la documentación suficiente para evaluar la confiabilidad del procedimiento sin vulnerar derechos de terceros.

Los problemas de reproducibilidad no son exclusivos de la IA generativa. En aprendizaje automático, diferencias en la partición de datos, inicialización, ajuste de hiperparámetros o recursos de cálculo pueden modificar los resultados de un experimento. Pineau et al. (2021) destacan el papel de las listas de comprobación, la disponibilidad del código y los procedimientos de replicación en la investigación con modelos de aprendizaje automático. En sistemas comerciales, la documentación de la versión y de la fecha resulta especialmente importante cuando el proveedor puede actualizar un modelo sin intervención del usuario.

La gestión de datos constituye otra pieza esencial. Los principios FAIR proponen que los recursos científicos sean localizables, accesibles bajo condiciones definidas, interoperables y reutilizables (Wilkinson et al., 2016). Esto no implica hacer públicos datos personales o información institucional restringida. La apertura responsable puede materializarse mediante conjuntos anonimizados apropiadamente, metadatos, diccionarios de variables, código de procesamiento o procedimientos de acceso controlado. La reutilización científica necesita garantías de calidad y permisos legítimos, no únicamente almacenamiento digital.

Una práctica de protección de datos comienza por la minimización: utilizar solo la información necesaria para cumplir el objetivo. Si una investigación institucional puede analizar tendencias mediante indicadores agregados, incorporar nombres, identificadores y expedientes completos a un servicio de IA resulta difícil de justificar. Antes de transmitir datos a un proveedor, deben examinarse las condiciones de tratamiento, el lugar y duración del almacenamiento, las medidas de seguridad, la eventual reutilización para entrenamiento y las políticas de eliminación. La elección técnica debe alinearse con las normas de protección de datos aplicables en la jurisdicción del estudio.

La seudonimización y la anonimización no son sinónimos. Reemplazar identificadores por códigos reduce algunas exposiciones, pero una tabla de correspondencias o atributos únicos pueden permitir la reidentificación. El riesgo aumenta cuando conjuntos diferentes se combinan mediante técnicas de inferencia. Además, la información de entrevistas, informes clínicos o expedientes administrativos puede contener datos sensibles en frases aparentemente descriptivas. Cuando el riesgo exceda lo aceptable, la opción metodológica puede ser trabajar en entornos institucionales controlados o no utilizar servicios externos.

Los marcos internacionales ayudan a ordenar estas decisiones sin reemplazar el derecho nacional ni los reglamentos de cada institución. La Recomendación de la UNESCO (2022) incorpora supervisión humana, evaluación de impacto y gobernanza de datos; los principios de la OCDE (2024) promueven sistemas robustos y responsables; y los documentos NIST AI RMF y su perfil de IA generativa ofrecen instrumentos voluntarios para reconocer, evaluar y gestionar riesgos (Tabassi, 2023; Autio et al., 2024). Las recomendaciones del ICMJE (2026) se centran en responsabilidades de autores, revisores y editores dentro de la publicación académica.

Para trasladar esos criterios a tareas verificables, resulta útil una matriz breve de riesgos. Su función no es asignar puntuaciones universales a cada herramienta, sino comprobar que la naturaleza de la tarea guarde relación con las salvaguardas escogidas. Debe revisarse cuando cambien el modelo, la fuente de datos, el propósito de análisis o la población afectada.

Tabla 7 Riesgos del uso de IA y medidas de control en proyectos científicos

Situación de riesgo	Posible efecto	Medida preventiva verificable
Referencia inventada	Bibliografía no trazable o conclusión equivocada	Comprobar registro editorial, DOI, autores y texto original
Sesgo de datos	Generalización inadecuada a grupos o contextos	Auditar composición, cobertura y resultados por subgrupos
Datos confidenciales	Exposición o reutilización no autorizada	Minimizar datos y aprobar el entorno de procesamiento
Modelo no documentado	Imposibilidad de replicar o auditar resultados	Registrar versión, fecha, tareas, parámetros y validaciones
Delegación excesiva	Conclusiones no justificadas por evidencia	Establecer revisión humana y criterios de aceptación

Nota. Elaboración propia a partir de UNESCO (2022), Tabassi (2023), Autio et al. (2024) y OECD (2024).

La trazabilidad de los controles puede organizarse en un expediente metodológico. Este debe conservar las versiones del protocolo, el inventario de datos autorizado, el registro de herramientas, los criterios de validación y las decisiones tomadas ante errores. Si se utiliza IA para clasificar entrevistas, conviene guardar la definición de categorías, muestras de doble codificación humana y tasas de desacuerdo. Si se utiliza para elaborar código estadístico, es imprescindible inspeccionar los procedimientos, comprobarlos con pruebas y documentar cualquier modificación. Ningún registro sustituye el juicio científico, pero permite auditar cómo se ejerció.

En el marco editorial, la transparencia abarca además la declaración del empleo de IA en tareas sustantivas y el cumplimiento de reglas específicas de la revista o editorial. La divulgación no convierte automáticamente en aceptable una práctica prohibida o metodológicamente inválida. Por ejemplo, revelar que un modelo inventó observaciones no justifica publicarlas como resultados. La utilidad de la declaración reside en permitir que revisores y lectores comprendan qué parte del trabajo fue asistida, cómo se verificó y quién responde por su integridad.

6.5 Desafíos emergentes y perspectivas futuras de la investigación científica asistida por inteligencia artificial

El desarrollo de sistemas capaces de buscar documentos, generar código, ejecutar operaciones y coordinar varias tareas ha ampliado las posibilidades de asistencia a la investigación. Es probable que aumenten las herramientas que integren búsqueda bibliográfica, simulación, análisis y apoyo a la escritura en una misma interfaz. Sin embargo, la integración tecnológica no equivale necesariamente a integración epistemológica. Una plataforma puede ejecutar correctamente varias operaciones aisladas y, aun así, sostener una conclusión deficiente por partir de supuestos injustificados o evidencia incompleta.

Una primera perspectiva es la automatización de procedimientos repetitivos bajo protocolos supervisados. En áreas con grandes volúmenes de datos, estas herramientas pueden

contribuir a detectar inconsistencias, explorar hipótesis o priorizar información para la revisión de expertos. Su valor científico dependerá de la calidad del diseño experimental, la disponibilidad de datos comparables y las pruebas de desempeño. El objetivo debería ser recuperar tiempo para decisiones intelectuales exigentes, no reducir la investigación a una secuencia de comandos generados automáticamente.

La segunda perspectiva se relaciona con la explicación y la trazabilidad. Los equipos necesitarán entornos que permitan vincular cada afirmación con su fuente original, cada figura con los datos que la sustentan y cada versión del análisis con el código efectivamente utilizado. Los modelos de lenguaje pueden facilitar interfaces para consultar estos repositorios, pero no deben reemplazar registros auditables. Las propuestas de documentación de datos y modelos de Gebru et al. (2021) y Mitchell et al. (2019) representan antecedentes útiles para diseñar sistemas de investigación que hagan visibles supuestos, límites y condiciones de aplicación.

Otro desafío será la desigualdad en el acceso. Centros con infraestructura, conectividad, financiamiento y personal especializado pueden incorporar herramientas avanzadas con mayor rapidez, mientras otras instituciones enfrentan costos, barreras lingüísticas o limitaciones contractuales. Esa brecha puede afectar qué temas se investigan y qué conocimientos adquieren visibilidad. Las políticas universitarias deben priorizar formación crítica, recursos compartidos, accesibilidad y participación de comunidades científicas de distintas regiones. La perspectiva centrada en las personas propuesta por Miao y Holmes (2023) contribuye a evitar que la incorporación tecnológica se convierta en un fin en sí mismo.

La formación del investigador también deberá transformarse. Saber redactar una instrucción eficaz puede ser útil, pero resulta insuficiente sin conocimientos de estadística, epistemología, verificación bibliográfica, privacidad y comunicación de incertidumbre. Quien emplea IA para examinar datos tiene que distinguir una predicción de una explicación causal; quien la utiliza para revisar literatura debe diferenciar cobertura documental de calidad de evidencia. La alfabetización en IA debería fortalecer las competencias científicas existentes, no presentarse como sustituto de ellas.

De igual modo, los sistemas más autónomos plantearán preguntas sobre delegación y control. Cuanto más largo sea el proceso que ejecuta una herramienta sin intervención, mayor puede ser la dificultad de localizar el punto donde surgió un error. Resultará necesario establecer puntos de aprobación humana, límites de acceso a datos y mecanismos para interrumpir tareas o revertir operaciones. La responsabilidad institucional deberá abarcar tanto la selección de proveedores como el mantenimiento de procedimientos internos de supervisión, actualización y respuesta a incidentes.

La evolución de las normas editoriales también será relevante. Es previsible que las revistas precisen con mayor detalle qué usos requieren divulgación, qué documentos deben conservarse y cómo evaluar experimentos donde la IA haya intervenido en el procesamiento de resultados. No existe, sin embargo, una norma idéntica para todas las disciplinas ni una garantía de que las políticas actuales permanezcan constantes. Por eso, el investigador deberá consultar las instrucciones vigentes de la entidad receptora al momento de la presentación y evitar trasladar automáticamente una autorización editorial de una revista a otra.

La sostenibilidad y la diversidad científica ofrecen otras líneas de trabajo. La investigación futura deberá estudiar con evidencia empírica qué tareas realmente se benefician de modelos de mayor complejidad, qué costos sociales y ambientales generan y cómo se distribuyen sus ventajas. Asimismo, será necesario examinar los efectos de depender de un conjunto reducido de modelos sobre la variedad de preguntas, lenguas, enfoques teóricos y métodos de validación. Messeri y Crockett (2024) recuerdan que una mayor cantidad de productos científicos no equivale por sí sola a una mejor comprensión de los fenómenos.

Un escenario favorable no es aquel en el que la IA produce investigación sin investigadores, sino aquel en el que las herramientas amplían las posibilidades de formular mejores preguntas y contrastar explicaciones de manera abierta. Ello exige evaluar periódicamente su utilidad en contextos concretos, publicar resultados negativos cuando aporten información, promover estándares de documentación y sostener mecanismos de revisión humana. Las capacidades computacionales pueden enriquecer el método científico, pero la legitimidad de sus resultados depende de la evidencia y de la discusión crítica de una comunidad académica.

 ISBN: *978-631-6960-07-8*

En síntesis, el porvenir de la inteligencia artificial en la investigación científica dependerá menos de la espectacularidad de sus productos que de la solidez de las decisiones humanas que orienten su uso. La ética, la autoría responsable, la verificación de fuentes, la protección de datos y la reproducibilidad no son obstáculos externos al progreso tecnológico: son condiciones para convertir su potencial en conocimiento fiable, discutible y socialmente valioso. Esta perspectiva cierra el recorrido del libro y reafirma que la IA debe integrarse como apoyo metodológico bajo principios científicos y de responsabilidad pública.

Conclusiones Generales

La inteligencia artificial representa una de las transformaciones más significativas en la evolución contemporánea de la investigación científica. Su incorporación en los procesos académicos ha ampliado las posibilidades de acceder a información especializada, organizar el conocimiento, analizar grandes volúmenes de datos y comunicar los resultados de manera más eficiente. Sin embargo, su verdadero aporte no radica únicamente en la automatización de tareas, sino en su capacidad para complementar las competencias humanas y contribuir al desarrollo de investigaciones más organizadas, rigurosas y fundamentadas.

A lo largo de los seis capítulos que integran esta obra, se ha puesto de manifiesto que la inteligencia artificial puede desempeñar un papel relevante en las distintas etapas del proceso investigativo. Desde la identificación de problemas científicos y la formulación de preguntas de investigación hasta la selección de estrategias metodológicas, estas tecnologías ofrecen recursos que facilitan la planificación y el desarrollo de los estudios. No obstante, la pertinencia de sus aplicaciones depende de la capacidad del investigador para interpretar sus resultados, reconocer sus limitaciones y tomar decisiones sustentadas en criterios científicos.

En el ámbito de la revisión de literatura, las herramientas inteligentes permiten agilizar la identificación, clasificación y organización de publicaciones académicas, favoreciendo la exploración de antecedentes y la construcción de marcos teóricos. Pese a estas ventajas, resulta indispensable mantener procedimientos de verificación documental que permitan comprobar la autenticidad de las fuentes, la exactitud de las referencias y la correspondencia entre la información recuperada y los objetivos de investigación. La rapidez en el acceso a la información no debe confundirse con la calidad de la evidencia científica.

De manera complementaria, las aplicaciones de inteligencia artificial en el procesamiento y análisis de datos cuantitativos y cualitativos ofrecen oportunidades para identificar patrones, establecer relaciones y organizar información compleja. Estas capacidades pueden fortalecer el trabajo investigativo cuando se integran con diseños metodológicos apropiados y procedimientos de validación. Sin embargo, los resultados generados mediante sistemas inteligentes requieren una interpretación contextualizada, pues los algoritmos pueden presentar errores, sesgos o limitaciones que comprometan la validez de las conclusiones si no existe una supervisión adecuada.

En cuanto a la redacción y publicación científica, la inteligencia artificial constituye un recurso de apoyo para mejorar la claridad del discurso académico, organizar contenidos, revisar aspectos lingüísticos y facilitar determinados procedimientos editoriales. Su utilización, sin embargo, exige distinguir entre la asistencia tecnológica y la contribución intelectual del investigador. La formulación de argumentos, la interpretación de hallazgos, la originalidad de los aportes y la responsabilidad sobre el contenido publicado deben permanecer bajo control humano, preservando los principios de autoría, transparencia e integridad académica.

Una de las principales reflexiones que se desprenden de esta obra es que la incorporación de inteligencia artificial en la investigación científica no puede valorarse exclusivamente desde sus beneficios operativos. También es necesario considerar sus implicaciones éticas, especialmente aquellas relacionadas con la protección de datos, la confidencialidad, los sesgos algorítmicos, la trazabilidad de los procedimientos y la confiabilidad de la información. El uso responsable de estas tecnologías implica reconocer que sus respuestas no constituyen, por sí mismas, evidencia científica validada y que toda información relevante debe someterse a procesos de comprobación y análisis crítico.

Asimismo, se reconoce la importancia de fortalecer las competencias digitales y metodológicas de estudiantes, docentes e investigadores. La alfabetización en inteligencia artificial debe trascender el conocimiento instrumental de las plataformas y orientarse hacia la comprensión de sus fundamentos, posibilidades y restricciones. Esto supone desarrollar habilidades para formular instrucciones pertinentes, evaluar críticamente los resultados, seleccionar herramientas adecuadas y documentar su utilización de manera transparente. La formación investigativa contemporánea requiere, por tanto, integrar capacidades tecnológicas con pensamiento crítico, juicio ético y conocimiento disciplinar.

Desde una perspectiva interdisciplinaria, la inteligencia artificial ofrece posibilidades de aplicación en diferentes campos del conocimiento, aunque sus beneficios y limitaciones pueden variar según la naturaleza de los problemas investigados, los tipos de datos disponibles y las exigencias metodológicas de cada disciplina. Por ello, no resulta conveniente asumir que existe una herramienta o procedimiento automatizado aplicable de manera uniforme a todas las investigaciones. Su implementación debe responder a necesidades concretas y a una evaluación razonada de su pertinencia científica.

En conjunto, los planteamientos desarrollados permiten sostener que la inteligencia artificial debe comprenderse como un recurso complementario dentro de la actividad investigativa y no como un

sustituto del razonamiento, la creatividad o la responsabilidad del científico. Su potencial se fortalece cuando existe una articulación equilibrada entre las capacidades computacionales y las competencias humanas necesarias para formular problemas relevantes, construir explicaciones fundamentadas y generar conocimientos confiables.

Finalmente, esta obra invita a comprender la integración de la inteligencia artificial en la investigación científica como un proceso de aprendizaje y adaptación permanente. Ante la evolución continua de estas tecnologías, será necesario actualizar las prácticas académicas, fortalecer los mecanismos de supervisión y promover una cultura de investigación basada en la transparencia, la responsabilidad y el rigor metodológico.

El futuro de la investigación científica no dependerá únicamente de la sofisticación de las herramientas disponibles, sino de la capacidad de los investigadores para utilizarlas con criterio, ética y sentido crítico, manteniendo al conocimiento humano como fundamento y finalidad de toda innovación tecnológica.

 ISBN: *978-631-6960-07-8*

RECOMENDACIONES GENERALES

La incorporación de la inteligencia artificial en la investigación científica representa una oportunidad para enriquecer las prácticas académicas y fortalecer la producción de conocimiento. Sin embargo, su aprovechamiento requiere mucho más que aprender a utilizar herramientas digitales. Desde nuestra experiencia como docentes e investigadores, consideramos fundamental promover una integración consciente, crítica y responsable de estas tecnologías, reconociendo que la calidad de una investigación depende, principalmente, de las decisiones metodológicas, la formación académica y el compromiso ético de quienes la desarrollan. En este sentido, se plantean las siguientes recomendaciones:

1. Fortalecer la formación en inteligencia artificial y competencias investigativas.

Se recomienda que las instituciones de educación superior incorporen espacios de formación continua orientados al uso académico de la inteligencia artificial. Estos procesos deben ir más allá del manejo de plataformas y aplicaciones, promoviendo la comprensión de sus fundamentos, alcances y limitaciones. Es importante que estudiantes, docentes e investigadores aprendan a seleccionar las herramientas más adecuadas para cada actividad científica y desarrollen criterios propios para valorar la información que generan.

2. Promover el pensamiento crítico como fundamento de la investigación.

La inteligencia artificial puede facilitar numerosas actividades, pero no debe sustituir la capacidad del investigador para cuestionar, analizar e interpretar. Por ello, resulta necesario fomentar prácticas académicas en las que las respuestas generadas por estas tecnologías sean examinadas cuidadosamente y contrastadas con fuentes científicas confiables. Investigar no consiste únicamente en obtener información, sino en comprenderla, relacionarla y construir nuevos conocimientos a partir de una reflexión fundamentada.

3. Integrar la inteligencia artificial de acuerdo con las necesidades metodológicas.

Se sugiere utilizar estas herramientas como apoyo en la formulación de problemas, la organización de literatura, el procesamiento de datos y la elaboración de documentos científicos, siempre considerando las características de cada investigación. No todas las tecnologías son apropiadas para todos los estudios; por tanto, su selección debe responder a objetivos claramente definidos y a criterios de pertinencia, confiabilidad y rigor metodológico.

4. Garantizar la transparencia y la integridad científica.

Es fundamental establecer prácticas claras para documentar el uso de inteligencia artificial durante el proceso investigativo. Los autores deben reconocer las herramientas empleadas cuando corresponda, verificar la autenticidad de las referencias, proteger la información confidencial y asumir plena responsabilidad sobre los contenidos presentados. La facilidad para generar textos, análisis o interpretaciones no exime al investigador de comprobar su exactitud ni de respetar los principios de originalidad y honestidad académica.

5. Fortalecer el acompañamiento docente en el uso de tecnologías inteligentes.

Desde la práctica educativa, se recomienda que los docentes orienten a los estudiantes hacia un uso reflexivo de la inteligencia artificial, evitando que estas herramientas se conviertan en mecanismos de dependencia académica. Es conveniente diseñar actividades que favorezcan la argumentación, la resolución de problemas, la evaluación de fuentes y la toma de decisiones fundamentadas. El propósito debe ser formar investigadores autónomos, capaces de utilizar la tecnología sin perder su propia voz ni su capacidad de razonamiento.

6. Establecer criterios institucionales para su aplicación responsable.

Las universidades, centros de investigación y editoriales académicas deberían desarrollar orientaciones que regulen de manera clara y equilibrada el uso de inteligencia artificial. Estas directrices deben contemplar la protección de datos, la declaración de herramientas utilizadas, la responsabilidad sobre los resultados y los mecanismos de supervisión

humana. Más que limitar indiscriminadamente su utilización, se trata de generar condiciones que favorezcan la innovación sin comprometer la credibilidad científica.

7. Impulsar investigaciones sobre los beneficios y limitaciones de la inteligencia artificial.

Se considera necesario continuar desarrollando estudios que permitan evaluar cómo estas tecnologías influyen en la calidad de los trabajos científicos, la formación de investigadores y los procesos de producción académica. Resulta especialmente importante analizar sus efectos en diferentes disciplinas, contextos educativos y niveles de formación, así como identificar los riesgos asociados con los sesgos algorítmicos, la dependencia tecnológica y la interpretación inadecuada de resultados.

8. Mantener el sentido humano y social de la investigación científica.

Finalmente, se recomienda recordar que la investigación tiene como propósito comprender la realidad y contribuir a la solución de problemas que afectan a las personas y a la sociedad. La inteligencia artificial puede ampliar nuestras posibilidades de análisis y descubrimiento, pero la sensibilidad frente a los problemas humanos, la creatividad, la curiosidad intelectual y el compromiso social continúan siendo responsabilidades esenciales del investigador.

En definitiva, el desafío de la comunidad académica no consiste en elegir entre la inteligencia artificial y las capacidades humanas, sino en aprender a integrarlas de manera equilibrada. Como docentes e investigadores, tenemos la responsabilidad de preparar a las nuevas generaciones para desenvolverse en un entorno científico cada vez más tecnológico, sin perder los valores que dan sentido a nuestra labor.

Referencias bibliográficas

Alkaissi, H., & McFarlane, S. I. (2023). Artificial hallucinations in ChatGPT: Implications in scientific writing. *Cureus, 15*(2), e35179. https://doi.org/10.7759/cureus.35179

American Educational Research Association, American Psychological Association, & National Council on Measurement in Education. (2014). *Standards for educational and psychological testing*. American Educational Research Association. https://ncme.org/resources/books/testing-standards/

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

Autio, C., Schwartz, R., Dunietz, J., Jain, S., Stanley, M., Tabassi, E., Hall, P., & Roberts, K. (2024). *Artificial intelligence risk management framework: Generative artificial intelligence profile (NIST AI 600-1)*. National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.600-1

Bender, E. M., & Koller, A. (2020). Climbing towards NLU: On meaning, form, and understanding in the age of data. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (pp. 5185–5198). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.463

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 610–623). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3442188.3445922

Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research, 3*, 993–1022. https://www.jmlr.org/papers/v3/blei03a.html

Boateng, G. O., Neilands, T. B., Frongillo, E. A., Melgar-Quiñonez, H. R., & Young, S. L. (2018). Best practices for developing and validating scales for health, social, and

behavioral research: A primer. *Frontiers in Public Health, 6*, Article 149. https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149

Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology, 3*(2), 77–101. https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning, 45*, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Collins, G. S., Moons, K. G. M., Dhiman, P., Riley, R. D., Beam, A. L., Van Calster, B., Ghassemi, M., Liu, X., Reitsma, J. B., van Smeden, M., Boulesteix, A.-L., Camaradou, J. C., Celi, L. A., Denaxas, S., Denniston, A. K., Glocker, B., Golub, R. M., Harvey, H., Heinze, G., ... Logullo, P. (2024). TRIPOD+AI statement: Updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. *BMJ, 385*, e078378. https://doi.org/10.1136/bmj-2023-078378

COPE Council. (2024). *Authorship and AI tools*. Committee on Publication Ethics. https://doi.org/10.24318/cCVRZBms

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2022). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches (6th ed.)*. SAGE Publications. https://www.sagepub.com/shop/buy-a-book/research-design-6-270550

Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2017). *Designing and conducting mixed methods research (3rd ed.)*. SAGE Publications. https://www.sagepub.com/shop/buy-a-book/designing-and-conducting-mixed-methods-research-3-241842

Dillman, D. A., Smyth, J. D., & Christian, L. M. (2014). *Internet, phone, mail, and mixed-mode surveys: The tailored design method (4th ed.)*. Wiley. https://doi.org/10.1002/9781394260645

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

Elsevier. (2026). *Generative AI policies for books and commissioned content*. https://www.elsevier.com/about/policies-and-standards/publishing-ethics-books/generative-ai-policies

Gao, J., & Wang, D. (2024). Quantifying the use and potential benefits of artificial intelligence in scientific research. *Nature Human Behaviour, 8*, 2281–2292. https://doi.org/10.1038/s41562-024-02020-5

Gebru, T., Morgenstern, J., Vecchione, B., Vaughan, J. W., Wallach, H., Daumé, H., III, & Crawford, K. (2021). Datasheets for datasets. *Communications of the ACM, 64*(12), 86–92. https://doi.org/10.1145/3458723

Gusenbauer, M., & Haddaway, N. R. (2020). Which academic search systems are suitable for systematic reviews or meta-analyses? Evaluating retrieval qualities of Google Scholar, PubMed, and 26 other resources. *Research Synthesis Methods, 11*(2), 181–217. https://doi.org/10.1002/jrsm.1378

Haddaway, N. R., Collins, A. M., Coughlin, D., & Kirk, S. (2015). The role of Google Scholar in evidence reviews and its applicability to grey literature searching. *PLOS ONE, 10*(9), e0138237. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0138237

Haddaway, N. R., Page, M. J., Pritchard, C. C., & McGuinness, L. A. (2022). PRISMA2020: An R package and Shiny app for producing PRISMA 2020-compliant flow diagrams, with interactivity for optimised digital transparency and open synthesis. *Campbell Systematic Reviews, 18*(2), e1230. https://doi.org/10.1002/cl2.1230

Hernán, M. A., & Robins, J. M. (2020). *Causal inference: What if*. Chapman & Hall/CRC. https://miguelhernan.org/whatifbook

International Committee of Medical Journal Editors. (2026). *Recommendations for the conduct, reporting, editing, and publication of scholarly work in medical journals*. https://www.icmje.org/recommendations/

Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science, 349*(6245), 255–260. https://doi.org/10.1126/science.aaa8415

Jumper, J., Evans, R., Pritzel, A., Green, T., Figurnov, M., Ronneberger, O., Tunyasuvunakool, K., Bates, R., Žídek, A., Potapenko, A., Bridgland, A., Meyer, C., Kohl, S. A. A., Ballard, A. J., Cowie, A., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Jain, R., Adler, J., ... Hassabis, D. (2021). Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. *Nature, 596*, 583–589. https://doi.org/10.1038/s41586-021-03819-2

Kapoor, S., & Narayanan, A. (2023). Leakage and the reproducibility crisis in machine-learning-based science. *Patterns, 4*(9), 100804. https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100804

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature, 521*, 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 30). https://proceedings.nips.cc/paper/2017/hash/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Abstract.html

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine, 27*(4), 12–14. https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904

Messeri, L., & Crockett, M. J. (2024). Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research. *Nature, 627*, 49–58. https://doi.org/10.1038/s41586-024-07146-0

Miao, F., & Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO. https://doi.org/10.54675/EWZM9535

Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 220–229). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3287560.3287596

Nature Portfolio. (s. f.). *Artificial intelligence (AI)*. https://www.nature.com/nature/editorial-policies/ai

NISO. (s. f.). *CRediT role descriptors*. https://credit.niso.org/contributor-roles-defined/

Nosek, B. A., Ebersole, C. R., DeHaven, A. C., & Mellor, D. T. (2018). The preregistration revolution. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 115*(11), 2600–2606. https://doi.org/10.1073/pnas.1708274114

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2024a). *Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system (OECD Artificial Intelligence Papers, No*. 8). OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/623da898-en

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2024b). *OECD AI principles*. https://www.oecd.org/en/topics/ai-principles.html

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

Peng, R. D. (2011). Reproducible research in computational science. *Science, 334*(6060), 1226–1227. https://doi.org/10.1126/science.1213847

Pineau, J., Vincent-Lamarre, P., Sinha, K., Larivière, V., Beygelzimer, A., d'Alché-Buc, F., Fox, E., & Larochelle, H. (2021). Improving reproducibility in machine learning research (a report from the NeurIPS 2019 reproducibility program). *Journal of Machine Learning Research, 22*(164), 1–20. https://jmlr.org/papers/v22/20-303.html

Rethlefsen, M. L., Kirtley, S., Waffenschmidt, S., Ayala, A. P., Moher, D., Page, M. J., Koffel, J. B., & PRISMA-S Group. (2021). PRISMA-S: An extension to the PRISMA statement for reporting literature searches in systematic reviews. *Systematic Reviews, 10*, Article 39. https://doi.org/10.1186/s13643-020-01542-z

Roberts, M. E., Stewart, B. M., & Tingley, D. (2019). stm: An R package for structural topic models. *Journal of Statistical Software, 91*(2), 1–40. https://doi.org/10.18637/jss.v091.i02

Saito, T., & Rehmsmeier, M. (2015). The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets. *PLOS ONE, 10*(3), e0118432. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118432

Salvagno, M., Taccone, F. S., & Gerli, A. G. (2023). Can artificial intelligence help for scientific writing? *Critical Care, 27*, Article 75. https://doi.org/10.1186/s13054-023-04380-2

Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research, 104*, 333–339. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039

Tabassi, E. (2023). *Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1)*. National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1

Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind, 59*(236), 433–460. https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433

UNESCO. (2022). *Recommendation on the ethics of artificial intelligence*. https://www.unesco.org/en/articles/recommendation-ethics-artificial-intelligence

Using AI responsibly in scientific publishing. (2026). *Nature Methods, 23*, 271. https://doi.org/10.1038/s41592-026-03020-1

van Buuren, S. (2018). *Flexible imputation of missing data (2nd ed.)*. Chapman & Hall/CRC. https://stefvanbuuren.name/fimd/

van de Schoot, R., de Bruin, J., Schram, R., Zahedi, P., de Boer, J., Weijdema, F., Kramer, B., Huijts, M., Hoogerwerf, M., Ferdinands, G., Harkema, A., Willemsen, J., Ma, Y., Fang, Q., Hindriks, S., Tummers, L., & Oberski, D. L. (2021). An open source machine learning framework for efficient and transparent systematic reviews. *Nature Machine Intelligence, 3*, 125–133. https://doi.org/10.1038/s42256-020-00287-7

van Dis, E. A. M., Bollen, J., Zuidema, W., van Rooij, R., & Bockting, C. L. (2023). ChatGPT: Five priorities for research. *Nature, 614*, 224–226. https://doi.org/10.1038/d41586-023-00288-7

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 30). Curran Associates, Inc. https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/hash/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Abstract.html

Wang, H., Fu, T., Du, Y., Gao, W., Huang, K., Liu, Z., Chandak, P., Liu, S., Van Katwyk, P., Deac, A., Anandkumar, A., Bergen, K., Gomes, C. P., Ho, S., Kohli, P., Lasenby, J., Leskovec, J., Liu, T.-Y., Manrai, A., ... Zitnik, M. (2023). Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature, 620*, 47–60. https://doi.org/10.1038/s41586-023-06221-2

Wickham, H. (2014). Tidy data. *Journal of Statistical Software, 59*(10), 1–23. https://doi.org/10.18637/jss.v059.i10

Wilkinson, M. D., Dumontier, M., Aalbersberg, I. J. J., Appleton, G., Axton, M., Baak, A., Blomberg, N., Boiten, J.-W., Bonino da Silva Santos, L., Bourne, P. E., Bouwman, J., Brookes, A. J., Clark, T., Crosas, M., Dillo, I., Dumon, O., Edmunds, S., Evelo, C. T., Finkers, R., ... Mons, B. (2016). The FAIR guiding principles for scientific data management and stewardship. *Scientific Data, 3*, Article 160018. https://doi.org/10.1038/sdata.2016.18

SEMBLANZA DE LOS AUTORES



Semblanza de los Autores



Dr. Ricardo García Parada

Tecnológico Nacional de México.

https://orcid.org/0000-0002-6266-3016

riky_vetch@hotmail.com

El **Dr. Ricardo García Parada** es docente del Tecnológico Nacional de México, Campus Chihuahua II, con más de 18 años de experiencia en administración y educación.

Cuenta con dos maestrías, en Dirección de Talento Humano y en Ciencias de la Educación, y es Doctor en Administración. Ha desempeñado diversos cargos académicos y directivos, entre ellos la Jefatura del Departamento de Ciencias Económico-Administrativas.

Es miembro del comité editorial de la revista IPSUMTEC y de redes de investigación como REDICSA y REDALAC, además de revisor experto de la revista Humanismo y Sociedad.

Semblanza de los Autores



Dr. Armando Cortés Ordóñez

Universidad del Valle de México (UVM), México.

https://orcid.org/0000-0003-2514-3641

armando.corteso@uvmnet.edu

El **Dr. Armando Cortés Ordóñez** es Doctor en Tecnología de la Información y Educación, con formación de posgrado en gestión de telecomunicaciones y educación superior.

Se desempeña como Director Académico en la Universidad del Valle de México, donde lidera estrategias de innovación educativa, gestión académica y desarrollo docente. Ha contribuido al crecimiento del Campus en Línea, fortaleciendo la calidad, la retención estudiantil y la experiencia educativa.

Cuenta con experiencia en investigación sobre e-learning, microlearning y tecnologías educativas, así como en la integración de plataformas digitales e inteligencia artificial en procesos de enseñanza-aprendizaje.

Semblanza de los Autores



Dra. María Luisa Pereira Hernández

Universidad Pedagógica del Estado de Sinaloa, México.

https://orcid.org/0000-0002-4748-5397

pereirahdz@hotmail.com

La **Dra. María Luisa Pereira Hernández** es Doctora en Desarrollo Humano, Maestra en Educación y Nuevas Tecnologías y Licenciada en Ciencias de la Comunicación.

Es docente investigadora de tiempo completo de la Universidad Pedagógica del Estado de Sinaloa (UPES). Es integrante del Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores (SNII) y del Sistema Sinaloense de Investigadores y Tecnólogos.

Sus principales líneas de investigación son tecnologías de la información, innovación educativa, formación docente y cultura de paz.

Semblanza de los Autores



Dra. Brenda López Martínez

Tecnológico Nacional de México, México.

https://orcid.org/0009-0008-2401-5078

brelopez8405@gmail.com

La **Dra. Brenda López Martínez** es una profesional multidisciplinaria con experiencia en educación, tecnología y dirección estratégica.

Es Licenciada en Pedagogía, Maestra en Educación y Doctorado en Alta Dirección y Administración, además de Ingeniería en Sistemas Computacionales.

Cuenta con amplia trayectoria docente e instructora en áreas como programación, investigación, ciencias de datos, pedagogía y administración.

Sinopsis

La inteligencia artificial se ha convertido en una herramienta de gran relevancia para la investigación científica, al ofrecer nuevas posibilidades para la búsqueda de información, el diseño metodológico, el análisis de datos y la comunicación académica. Este libro presenta una mirada teórica, crítica y aplicada sobre el papel de la inteligencia artificial en las distintas etapas del proceso investigativo. A lo largo de sus capítulos, aborda sus fundamentos, sus principales aplicaciones y los desafíos éticos vinculados con la integridad científica, la transparencia y la responsabilidad académica. La obra está dirigida a estudiantes, docentes, investigadores y profesionales interesados en fortalecer sus competencias investigativas mediante un uso riguroso, reflexivo y responsable de estas tecnologías.

ISBN 978-631-6960-07-8

Publicado por
PUERTO MADERO
EDITORIAL ARGENTINA