Más allá de la respuesta: inteligencia artificial y construcción aumentada del conocimiento científico



Dr. Roman Anselmo Mora Gutiérrez*
Dr. Eric Alfredo Rincón García**
Dr. Sergio Gerardo de los Cobos Silva**
Dr. Miguel Ángel Gutiérrez Andrade**
Dr. Edwin Montes Orozco***
Dr. Pedro Lara Velázquez **
Dra. Fabiola Margarita Martínez Licona **
MC Alma Martínez Licona**

*Departamento de Sistemas, Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco
**Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Iztapalapa
**Departamento de Computación, Electrónica y Mecatrónica, Universidad de las Américas Puebla

Imagen creada con IA generativa — OpenAI / ChatGPT

Abstract

Technological and scientific developments, social hyperconnectivity, the widespread adoption of generative artificial intelligence models, and the accelerated growth in information production have transformed the way conceptual frameworks, theoretical frameworks, and states of the art are constructed. This paper proposes understanding artificial intelligence not as an autonomous source of knowledge, but as an enhancer integrated into an iterative process of problematization, search, analysis, comparison, interpretation, and validation. It examines the risks associated with confirmation bias, human–AI feedback loops, epistemic homogenization, and the loss of peripheral perspectives during successive synthesis processes. Through several examples, the results obtained from different AI models in response to identical questions are compared in order to identify convergences, divergences, contradictions, and variations derived from the tool employed. The study proposes a guide for the augmented construction of knowledge in which AI expands the exploration space without replacing conceptual delimitation, interpretation, or human validation. Under this approach, AI can foster diversity of perspectives, creativity, and the identification of new relationships while maintaining scientific rigor and promoting critical questioning of the results obtained.

Keywords: generative artificial intelligence; knowledge construction; cognitive bias; algorithmic bias; information analysis; conceptual frameworks; state of the art.

Resumen

Los desarrollos tecnológicos y científicos, la hiperconectividad social, la masificación de los modelos generativos de inteligencia artificial y el crecimiento acelerado de la producción de información han modificado la forma en que se construyen los marcos conceptuales, teóricos y los estados del arte. Este trabajo propone comprender la inteligencia artificial no como una fuente autónoma de conocimiento, sino como un potenciador integrado a un proceso iterativo de problematización, búsqueda, análisis, contraste, interpretación y validación. Se examinan los riesgos asociados con el sesgo de confirmación, la retroalimentación humana sobre la IA, la homogeneización epistémica y la pérdida de perspectivas periféricas durante procesos sucesivos de síntesis. A partir de diversos ejemplos, se comparan los resultados obtenidos mediante distintos modelos de IA ante preguntas idénticas, con el fin de identificar convergencias, divergencias, contradicciones y variaciones derivadas de la herramienta utilizada. El trabajo propone una guía para la construcción aumentada del conocimiento, en la que la IA amplíe el espacio de exploración sin sustituir la delimitación conceptual, la interpretación ni la validación humana. Bajo este enfoque, la IA puede favorecer la diversidad de perspectivas, la creatividad y la identificación de nuevas relaciones, al tiempo que se mantiene el rigor científico y se promueve el cuestionamiento crítico de los resultados obtenidos.

Palabras clave: inteligencia artificial generativa; construcción del conocimiento; sesgo cognitivo; sesgo algorítmico; análisis de información; marcos conceptuales; estado del arte.

1. Introducción

Durante mucho tiempo, una de las

principales dificultades del trabajo académico fue localizar información suficiente. Hoy el problema es distinto. Internet, la hiperconectividad y la apertura progresiva del conocimiento científico han multiplicado los artículos, libros, datos y documentos disponibles en repositorios y plataformas digitales. En pocas décadas pasamos de buscar entre recursos escasos a intentar orientarnos dentro de una cantidad de información que crece continuamente.

Esta transformación comenzó a consolidarse durante la década de 1990. La creación de arXiv en 1991 abrió una vía temprana para compartir prepublicaciones científicas (Salatino & Banzato, 2021). En 1994 la Universidad de Oviedo funda JSTOR, abreviatura de las palabras en inglés *Journal STORage* (almacén de publicaciones periódicas) como un objeto para la conservación y consulta digital de publicaciones académicas (Universidad de Oviedo, s.f.). Posteriormente, es lanzado ScienceDirect, por Elsevier en 1997 (Gies, 2018), con 3800 artículos y libros este sitio amplió la distribución comercial de libros y artículos científicos. Más tarde, la aparición de Sci-Hub en 2011 hizo visibles las tensiones entre los modelos comerciales de publicación y las demandas de acceso abierto (Banks, 2016). Al mismo tiempo, universidades y centros de investigación crearon repositorios institucionales y revistas electrónicas para preservar y difundir su producción. En el caso de Latinoamérica los proyectos Latindex (1995), SciELO (1997) y Redalyc (2002), han sido fundamentales en la masificación de información y el conocimiento científicas (Salatino & Banzato, 2021).

Aunque actualmente el acceso a la información y al conocimiento continúa siendo desigual (Beigel, 2022), se han desarrollado diversas estrategias orientadas a su democratización, entre ellas la Recomendación de la UNESCO sobre la Ciencia Abierta (Ricardo & Fernández 2022).

Sin embargo, una vez ampliado el acceso, surgen nuevos problemas relacionados con la búsqueda, selección, evaluación, articulación e interpretación de la información. Entre ellos destacan las siguientes preguntas: ¿a qué fuentes se tiene realmente acceso?, ¿cómo transformar cantidades crecientes de datos en información útil?, ¿cómo seleccionar los repositorios más pertinentes?, ¿qué información debe incorporarse y cuál debe descartarse? Disponer de un mayor número de documentos no garantiza una mejor comprensión de un fenómeno. Por el contrario, puede dificultar la investigación cuando no existen criterios suficientes para distinguir lo relevante de lo accesorio, la evidencia de la opinión o una explicación sólida de una respuesta simplemente convincente. En la figura 1 se esquematiza esta situación, al que se le denomina el desafío de la infoxicación.

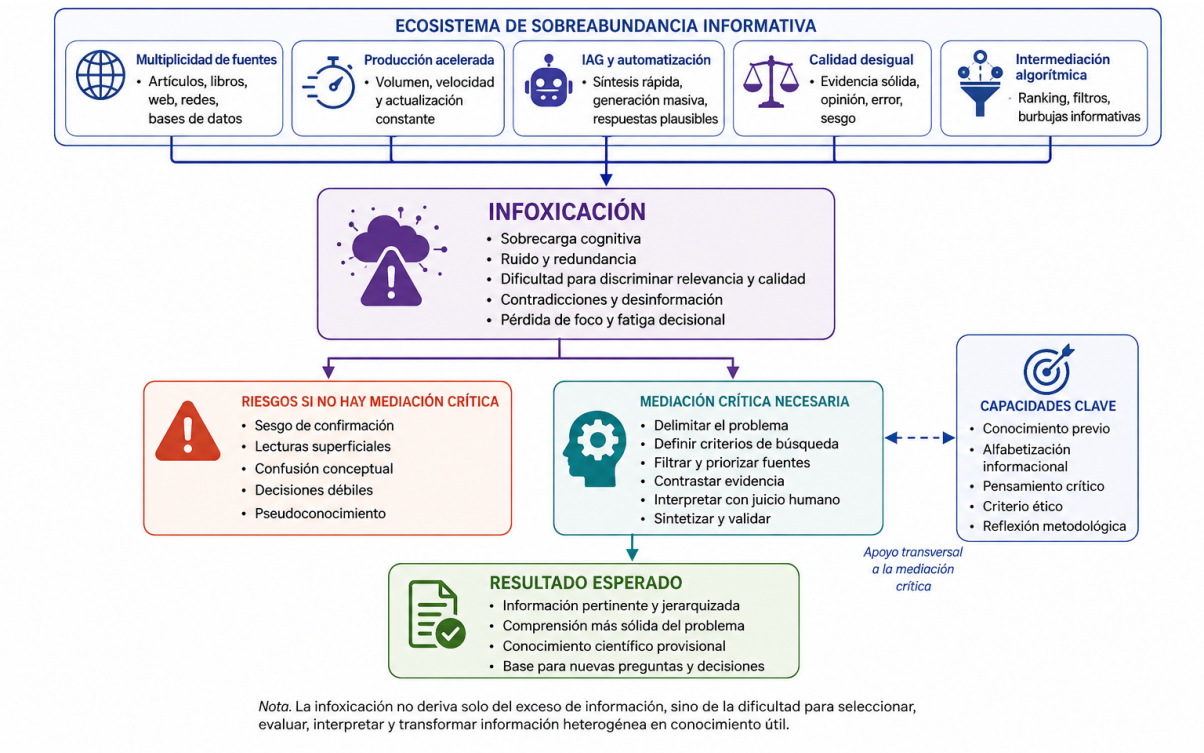

Figura 1: El desafío de la infoxicación. (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

A inicios de la década de 2020 se ha producido un crecimiento acelerado en la disponibilidad de herramientas, estrategias y métodos basados en inteligencia artificial generativa (IAG). Estos sistemas han transformado la manera de comparar documentos, resumir argumentos, localizar patrones, sugerir relaciones y generar nuevas representaciones de la información, entre otras tareas. Su uso puede reducir significativamente el tiempo dedicado a determinadas actividades de búsqueda, organización y análisis.

Sin embargo, una respuesta clara, extensa y técnicamente sofisticada no constituye, por sí misma, conocimiento científico. Tampoco garantiza que las decisiones conceptuales, teóricas o metodológicas incorporadas en ella sean correctas, pertinentes o estén adecuadamente sustentadas. En consecuencia, no existe una relación lineal entre el uso de la IAG y la producción de conocimiento científico, asumir esto sería decir que existe una relación lineal entre poseer lápiz y papel y ser capaz de crear un dibujo que sea arte. En otras palabras, una salida generada por IAG puede constituir información, una interpretación, una propuesta, una hipótesis o incluso una solución potencialmente novedosa; sin embargo, para adquirir valor como conocimiento científico debe ser sometida a procesos de contraste, contextualización, evaluación y validación. Lo anterior se representa en la Figura 2 como un ciclo de relación Humano -IAG

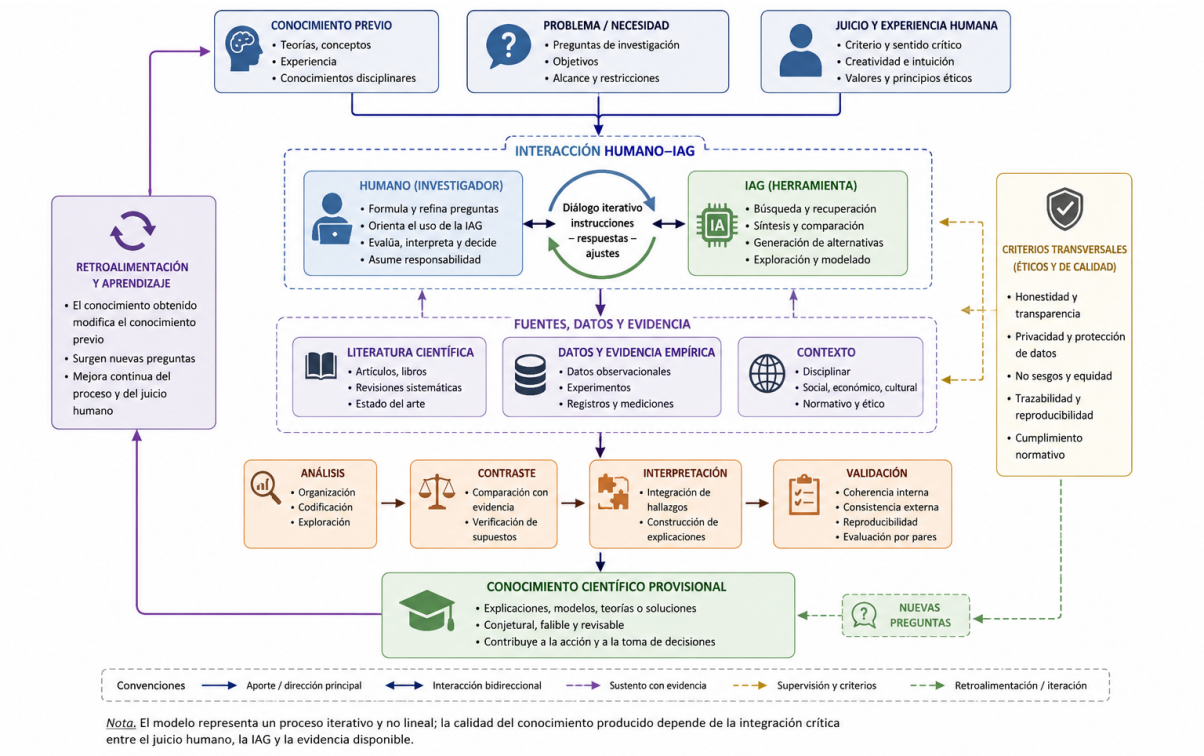

Figura 2: Modelo de interacción humano-IAG para la generación de conocimiento. (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

En el presente trabajo se analiza cómo puede incorporarse la IAG en la construcción del marco conceptual, el marco teórico y el estado del arte mediante un proceso explícito de problematización, búsqueda, selección, interpretación, contraste y validación, siguiendo el procedimiento presentado en la Figura 2. Para ello, se emplea un ejemplo comparativo que permite examinar cómo distintos modelos de IAG organizan y responden a una misma consulta científica. A partir de este análisis, se propone un proceso de investigación aumentada orientado a preservar la trazabilidad de las fuentes, la diversidad del corpus y la responsabilidad epistémica del investigador.

El artículo se organiza de la siguiente manera. En la segunda sección se presenta el marco conceptual además se expone un breve estado del arte sobre el uso de la IAG en la producción científica. En la tercera sección se describe plantea un caso exploratorio del uso de la IAG en la investigación; además se realiza un análisis comparativo de las respuestas generadas por Gemini, Grok y DeepSeek ante una misma consulta científica, en esta sección se presentan, analizan y contrastan los resultados obtenidos, a partir de los cuales se identifican convergencias, divergencias, omisiones y decisiones implícitas de encuadre. Finalmente, se presentan las conclusiones, las limitaciones del estudio y las posibles líneas de investigación futura.

2. Estado del Arte

a. Antecedentes sobre el uso de la IAG en la investigación científica

De acuerdo con Amazon Web Servicies (s. f.) e IBM (s. f.), la inteligencia artificial

generativa (IAG) comprende sistemas capaces de producir contenidos, como texto, imágenes, audio, música o video, a partir de instrucciones formuladas por los usuarios. Para ello, emplea técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo que permiten identificar patrones en grandes volúmenes de datos y generar nuevas respuestas a partir de ellos. Sin embargo, que una respuesta sea coherente o plausible no implica necesariamente que sea correcta, pertinente o científicamente válida.

La literatura reciente muestra que la discusión sobre la IAG ha dejado de centrarse únicamente en las herramientas disponibles y se ha desplazado hacia sus efectos en los procesos de investigación. Chocobar Reyes *et al.* (2025) revisan diferentes herramientas de IAG y sus posibilidades de aplicación. Herrera (2023) plantea que su incorporación puede representar un punto de inflexión, no solo porque permite hacer más eficientes determinadas tareas, sino porque puede modificar la forma en que se producen, comunican y utilizan los resultados científicos. En una línea semejante, Lopezosa (2023) analiza su empleo en la comunicación científica y destaca su intervención en la producción, organización y difusión de contenidos.

Estas posibilidades también plantean límites y responsabilidades. Camino y Clavijo (2024) reconocen el potencial de la IAG para apoyar la investigación científica, pero identifican preocupaciones, resistencias e implicaciones éticas asociadas con su uso. De manera complementaria, Cárdenas *et al.* (2024) analizan los dilemas éticos y morales derivados de la incorporación de la inteligencia artificial. En conjunto, estos trabajos sugieren que la discusión no debería reducirse a decidir si la IAG debe utilizarse o no, sino a determinar cómo puede incorporarse, con qué propósito y bajo qué mecanismos de supervisión y validación.

En este punto resulta fundamental considerar la interacción entre la herramienta y quien la utiliza. Ramírez Islas*et al.* (2025) muestran experimentalmente que las herramientas basadas en IA no necesariamente producen resultados óptimos sin intervención humana y destacan la importancia de la creatividad combinatoria, entendida como la interacción entre creatividad humana y herramientas automatizadas. Por ello, la IAG puede ampliar las capacidades de búsqueda, análisis, organización y exploración de alternativas, pero no sustituye el conocimiento previo, la experiencia, el juicio crítico ni los criterios empleados para valorar la pertinencia de los resultados.

Desde esta perspectiva, el objetivo de incorporar IAG a la investigación no debería limitarse a producir más textos o procesar información con mayor rapidez. El problema consiste en determinar cómo utilizar estas tecnologías para mejorar la formulación de preguntas, ampliar la búsqueda y el contraste de información, favorecer la comunicación científica y fortalecer los procesos de evaluación y construcción de conocimiento. En este sentido, incluso las advertencias expresadas en el debate público sobre los posibles efectos positivos y negativos de la inteligencia artificial (CNN, 2026) refuerzan la necesidad de analizar no solo lo que estas tecnologías pueden hacer, sino las condiciones bajo las cuales deben emplearse.

b. Proceso de investigación y construcción iterativa del conocimiento

El proceso de investigación puede entenderse como un sistema creativo y racional, individual o colectivo, mediante el cual se construye una aproximación a un fenómeno a partir de la cosmovisión, las experiencias previas, los intereses, las capacidades, los conceptos y los supuestos de quienes investigan (Córdoba-Cely & Martínez (2025).). Este proceso puede originarse cuando algún aspecto de la realidad despierta una inquietud intelectual: un comportamiento que no se comprende, una explicación que resulta insuficiente, un procedimiento susceptible de mejora, un objeto que requiere ser diseñado o una contradicción que merece ser examinada. En la figura 3 se esquematizan estas ideas.



Figura 3: Idealización del proceso de investigación (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

Cuando se incorpora la IAG en este proceso, la persona investigadora aporta conocimiento previo, experiencia, juicio crítico, capacidad para formular problemas y preguntas, criterios de pertinencia y mecanismos de validación. En consecuencia, los resultados obtenidos mediante IAG dependen en buena medida de la capacidad del investigador para orientar la consulta, interpretar las respuestas, contrastarlas con otras fuentes y evaluar su pertinencia.

c. Limitaciones y consideraciones de uso de la IAG en la investigación

La IAG, por su parte, puede ampliar las capacidades de búsqueda, procesamiento, comparación, síntesis, exploración de información y generación de alternativas. Sin embargo, estas capacidades no son ilimitadas ni neutrales, ya que están condicionadas por la arquitectura y los algoritmos del sistema, por los datos con los que fue entrenado y por los sesgos, omisiones y patrones presentes en dicha información

(Autrán, 2023, Mora-Gutierrez 2026, Carrera). Por ello, la IAG no sustituye el juicio del investigador, sino que funciona como una herramienta cuyo valor depende de la forma en que sus resultados sean interpretados, contrastados y validados dentro del proceso de investigación.

Para ejemplificar lo anterior, puede considerarse el caso de Allan Brooks (La Nación, 2025), quien, después de una interacción prolongada con ChatGPT, interpretó que había desarrollado un descubrimiento matemático relevante. La propia dinámica de interacción con el sistema habría contribuido a reforzar progresivamente esa interpretación, hasta que la intervención de especialistas externos permitió cuestionar el valor atribuido a la propuesta e identificar errores en ella. En este caso se debe considerar que los grandes modelos de lenguaje empleados por las herramientas de IAG funcionan de manera probabilística, por lo que una misma consulta puede generar respuestas diferentes. Este problema surgió porque una respuesta se usó como punto de partida para la siguiente consulta de manera iterativa, ya que los elementos más visibles pueden reforzarse una y otra vez, mientras que otros menos frecuentes dejan de explorarse. Esto puede dar la impresión de que el conocimiento se amplía, cuando en realidad también puede estar estrechándose hacia las mismas ideas. Por ello, frecuencia no significa importancia científica.

La lección que se desprende de este caso no es que una persona sin formación especializada sea incapaz de realizar aportaciones con ayuda de la IA, sino que la repetición de un procedimiento no garantiza su corrección cuando las comprobaciones permanecen dentro del mismo circuito de interacción. En ese contexto pueden combinarse sesgos cognitivos, sociales, económicos y paradigmáticos de la persona investigadora con los sesgos derivados de los datos, el diseño y el funcionamiento del sistema.

En contraste, Devlin (2026) presenta el caso de un problema de Erdős como ejemplo de una contribución apoyada por IA que fue posteriormente reconstruida, revisada y evaluada por especialistas. Su relevancia metodológica no radica únicamente en la rapidez con la que una IA puede proponer una solución, sino en el proceso posterior de contraste, revisión experta y validación independiente. En este mismo sentido, Witten (2026) muestra un uso de la IAG como herramienta de apoyo para ampliar y explorar una argumentación especializada, mientras que la formulación, interpretación y validación permanecen bajo responsabilidad experta. Ambos casos sugieren que el valor científico de la IAG no depende exclusivamente de su capacidad generativa, sino de su integración en un proceso de investigación sometido a revisión crítica. Por ello, no existe una relación lineal entre el uso de la IAG y la generación de conocimiento científico, ya que su contribución depende de la manera en que se articula con el conocimiento especializado, el contraste externo y los mecanismos de validación. Lo anterior se representa en la Figura 4.



Figura 4: Representación de los posibles casos de interacción humano-IA en la investigación Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

La conocida analogía del mono que pulsa teclas al azar permite ilustrar esta diferencia. En condiciones puramente teóricas y con tiempo suficiente, una secuencia aleatoria podría llegar a reproducir una obra de Shakespeare. Sin embargo, esa posibilidad no responde las preguntas realmente importantes: ¿cuánto tiempo sería necesario?, ¿cómo identificar la obra entre millones de secuencias?, ¿qué criterios permitirían reconocer su valor y quién podría comprenderla? y ¿cómo distinguirla de aquello que carece de sentido? Producir una secuencia correcta no implica necesariamente comprenderla ni valorar su significado. De manera semejante, una IAG puede generar una explicación coherente, técnicamente elaborada y aparentemente convincente sin que quien la recibe disponga de los elementos necesarios para distinguir entre una aportación válida, una afirmación insuficientemente sustentada o un error presentado de manera persuasiva.

d. Proceso de investigación asistido con la IAG

Como se ha señalado, el proceso de investigación no comienza desde una posición neutral ni desde una ausencia de conocimiento. Toda persona investigadora se aproxima a un problema desde un estado epistemológico previo, configurado por su experiencia, formación disciplinar, conocimientos acumulados, conceptos disponibles, intereses, supuestos, expectativas y formas particulares de interpretar la realidad. Este punto de partida constituye una perspectiva situada desde la cual determinados fenómenos adquieren relevancia, ciertas preguntas resultan pertinentes y algunas explicaciones aparecen inicialmente como plausibles.

La complejidad aumenta cuando la investigación es colectiva. En ese caso, no interviene una sola perspectiva, sino la interacción entre distintos marcos

conceptuales, trayectorias formativas, experiencias, intereses y criterios de interpretación. Esta diversidad puede ampliar la capacidad de análisis y favorecer el contraste interno, pero también puede introducir desacuerdos, sesgos compartidos o supuestos que pasan inadvertidos dentro del propio grupo. Por ello, la construcción colectiva del conocimiento no elimina la influencia de las perspectivas previas, sino que las articula, confronta y, en algunos casos, las refuerza.

Entonces, el conocimiento previo y la experiencia no son elementos externos al proceso de investigación, sino condiciones que hacen posible su inicio y orientan su desarrollo. Sin embargo, precisamente porque influyen en lo que se observa, se pregunta y se interpreta, estos referentes también deben hacerse explícitos y someterse a contraste crítico. Aquello que permite observar un fenómeno también puede limitar o sesgar la manera en que se comprende.

Estos sesgos pueden manifestarse en distintos niveles como distorsiones de la realidad causadas por el cristal s través del cual se mira. Puede existir una distorsión técnica, cuando los métodos o instrumentos empleados restringen aquello que puede observarse; una distorsión conceptual, cuando las categorías utilizadas condicionan la forma de interpretar el fenómeno; o una distorsión epistemológica, cuando los supuestos sobre qué cuenta como evidencia válida o conocimiento aceptable reducen el campo de posibles explicaciones entre otras distorsiones o sesgos. En cualquiera de estos casos, dichas distorsiones pueden afectar la formulación del problema, la selección de información, la interpretación de la evidencia y el descarte prematuro de explicaciones alternativas.

Por lo anterior, una investigación asistida por IAG debería comenzar no con la generación inmediata de respuestas, sino con la explicitación de las condiciones iniciales desde las cuales se formula el problema. Es decir, la IAG al inicio de la investigación puede ayudar a identificar supuestos implícitos, conceptos ambiguos, relaciones no justificadas, explicaciones alternativas, vacíos de información y posibles contradicciones; con lo cual se busca tanto, ampliar el espacio de hipótesis y cuestionamientos disponibles para la persona investigadora. No obstante, esta capacidad tampoco es neutral, pues como se mencionó la IAG incorpora sus propios límites y sesgos, lo anterior se esquematiza en la Figura 5.



Figura 5: Representación del proceso de Investigación asistido por IAG (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

En la sección siguiente se empleará esta guía en la construcción del estado del arte, marco teórico y marco conceptual con un ejemplo práctico.

3. Caso de estudio.

Si se plantea llevar a cabo una investigación asistida por IAG sobre un tópico particular, de acuerdo con lo expuesto en la Figura 5, es fundamental comenzar por cuestionar qué se sabe sobre el tema, qué experiencia previa se posee y qué se ha desarrollado en investigaciones recientes. Solicitar a una IAG que redacte de inmediato un trabajo de investigación en esta etapa temprana puede conducir a errores conceptuales, omisiones y problemas de validación. Surgen entonces preguntas fundamentales: ¿cómo determinar si el contenido generado es realmente relevante?, ¿con qué criterios puede validarse?, ¿corresponde a desarrollos recientes del campo o simplemente reorganiza información ya conocida?, ¿permite reconocer la frontera actual del conocimiento disponible?, entre otras.

Una falacia frecuente consiste en asumir que el acceso masivo a información y a sistemas capaces de generar respuestas implica que cualquier problema puede resolverse mediante una sucesión suficientemente extensa de consultas. Sin embargo, existe una diferencia fundamental entre explorar aquello que todavía se desconoce y buscar información sin disponer de criterios suficientes para valorar su pertinencia, calidad o validez. La disponibilidad de más respuestas no garantiza una mejor comprensión del problema y, en ausencia de referentes conceptuales, teóricos y metodológicos, incluso puede incrementar la confusión, reforzar sesgos previos o conducir a aceptar como relevantes resultados que solo son plausibles en apariencia.

Por consiguiente, instrucciones genéricas como "construir un marco teórico de los últimos cinco años sobre..." constituyen una inconsistencia metodológica que favorece sesgos, omisiones y respuestas insuficientemente sustentadas. Sumado a ello, es indispensable cuestionar si el contenido generado resulta significativo para quien investiga y pertinente para el problema formulado. Esta práctica resulta análoga al cuestionamiento que años atrás se hacía sobre la copia acrítica de definiciones de diccionarios o fragmentos web, realizada sin comprender el proceso ni desarrollar la pericia necesaria para articularlos.

Por ello, la IAG no debería comenzar por elaborar el producto final, sino que su función inicial debe orientarse a identificar las decisiones conceptuales, teóricas y metodológicas que permanecen abiertas, así como los vacíos, supuestos y relaciones que requieren revisión. En consecuencia, al inicio del proceso resulta indispensable delimitar el problema y hacer explícito el conocimiento existente mediante la construcción de los pilares epistemológicos fundamentales de la investigación.

En el modelo mostrado en la Figura 6, se muestra que el marco conceptual, el marco teórico y el estado del arte constituyen la estructura de fundamentación que transforma el punto de partida en una investigación rigurosa. En esta fase la IAG se puede emplear como instrumento de búsqueda, organización, análisis y síntesis de información, pero sus resultados deben ser contrastados y evaluados por la persona investigadora. En este sentido, García Aguirre *et al.* (2024) analizan diversas herramientas de IAG orientadas a apoyar la elaboración de estos componentes.



Figura 6: Pilares iniciales en la investigación asistida por IAG. (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

Para ejemplificar lo anterior, se emplea la IAG en la construcción de los pilares de investigación en torno al concepto de sistema complejo, debido a que presenta varias dificultades relevantes desde el punto de vista epistemológico y metodológico. En primer lugar, no existe una definición única y plenamente consensuada por la comunidad científica (Martínez Mekler, 2000 & Pérez 2021). Además, el concepto se utiliza en campos muy diversos, que abarcan desde las matemáticas y la física hasta la economía, el arte y la política (Romano, 2001 & Sanjuán 2016). Esta amplitud disciplinar hace que un mismo término pueda adquirir significados, supuestos y criterios de análisis distintos según el contexto en el que se emplee.

Por ello, los sistemas complejos son un buen ejemplo para mostrar que una búsqueda asistida por IAG no debe empezar solo pidiendo una definición general. Primero es necesario decidir desde qué disciplina o combinación de disciplinas se abordará el problema, qué conceptos son centrales y con qué criterios se reconocerá que un sistema es realmente complejo.

En este punto surgen preguntas inevitables: ¿qué definición se va a utilizar?, ¿qué propiedades permitirán distinguir un sistema complejo de uno que no lo es?, ¿se trabajará desde una perspectiva disciplinar, multidisciplinar o transdisciplinar? Estas decisiones deben quedar en manos de la persona investigadora. Si no se hacen explícitas, la IAG puede asumirlas de manera implícita y orientar la investigación hacia una definición o enfoque que quizá no sea el más pertinente.

Ante la existencia de varias definiciones posibles, la persona investigadora puede optar por adoptar una sola, mantener varias en contraste o construir una definición operativa a partir de ellas. La IAG puede ayudar a localizar, comparar y organizar estas alternativas, pero no debería decidir por sí misma cuál es adecuado para el problema estudiado. Además, cuando existen distintas perspectivas disciplinares o teóricas, corresponde a la persona investigadora emplear su experiencia y conocimiento previo para definir el enfoque y los paradigmas desde los cuales se desarrollará la investigación. Esta elección requiere juicio crítico, coherencia con el problema planteado y una justificación metodológica clara. El proceso de toma de decisiones se esquematiza en la Figura 7.

Para mostrar qué ocurre cuando estas decisiones no se hacen explícitas, se proporcionó a DeepSeek, Gemini y Grok el mismo prompt: “En un párrafo, define un sistema complejo”. Cabe aclarar que las respuestas obtenidas constituyen evidencia exploratoria y no un experimento completamente reproducible. Para alcanzar ese nivel sería necesario, además de emplear el prompt exacto, documentar de manera sistemática el modelo y la versión utilizada, la modalidad de ejecución, la fecha de consulta, el acceso o no a búsqueda web, el contexto previo de conversación, el idioma, el número de repeticiones y los criterios empleados para codificar, auditar cada respuesta entre otras cosas.

Los resultados se presentan en la Tabla 1. Ante una instrucción abierta y sin delimitación disciplinar, cada sistema selecciona de manera implícita determinados conceptos, propiedades y formas de entender qué constituye un sistema complejo. Como se observa en la Figura 8, las tres IAG convergen en un núcleo conceptual

basado en múltiples componentes interdependientes, interacciones no lineales y propiedades emergentes. Sin embargo, difieren en las características adicionales que incorporan y en la importancia que asignan a cada una. Esto muestra que una respuesta aislada no es suficiente para establecer una definición de trabajo, sino que requiere un proceso posterior de contraste con la literatura, justificación conceptual y validación por parte de la persona investigadora.

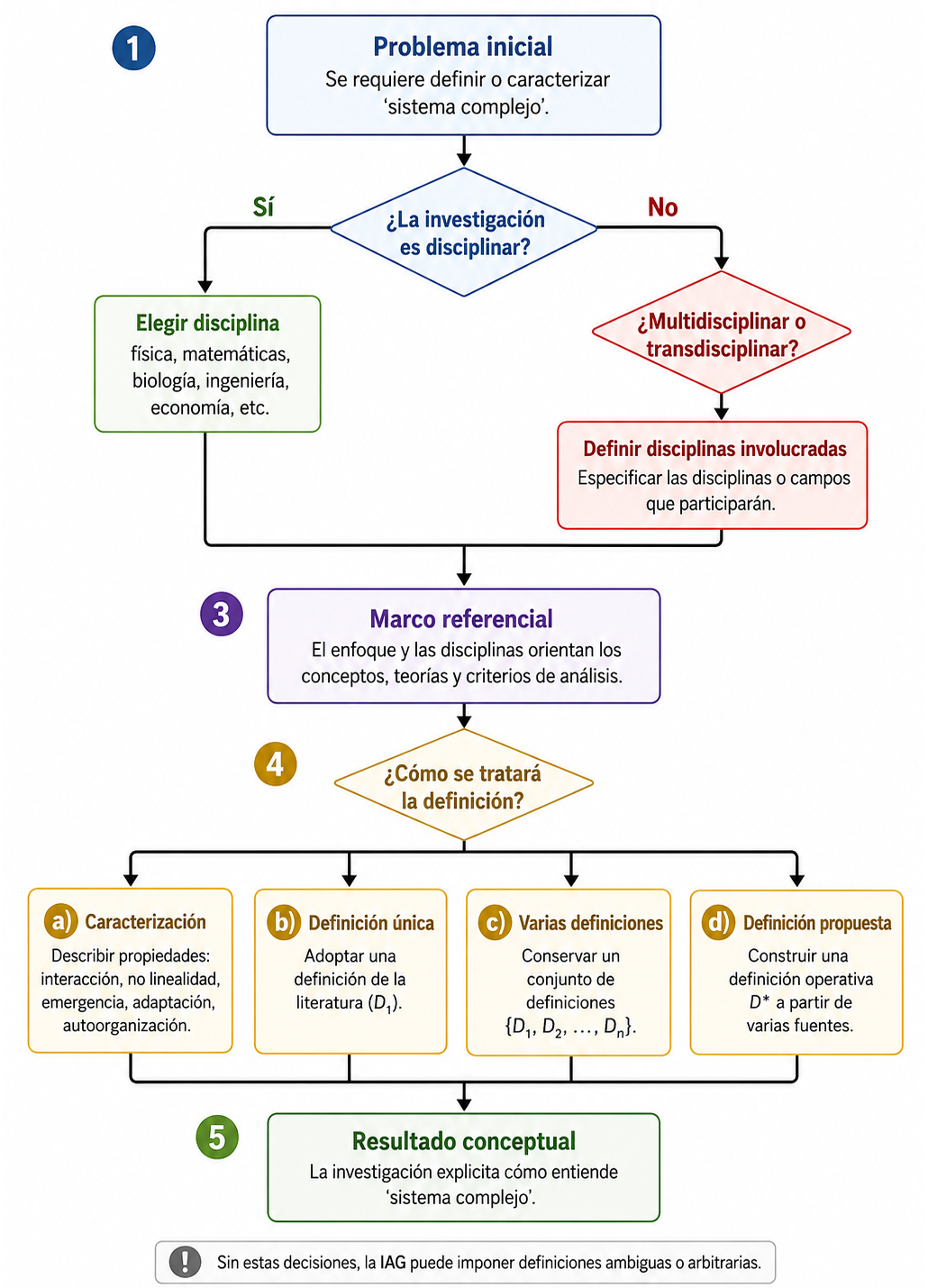

Figura 7: Ruta de decisiones implicadas al definir el problema en el proceso de investigación. (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

Sistema	Respuesta generada
DeepSeek	Un sistema complejo es una red de numerosos componentes interdependientes que, mediante interacciones no lineales y retroalimentaciones mutuas, generan un comportamiento colectivo emergente que no puede predecirse ni explicarse a partir de las propiedades aisladas de sus partes. Estos sistemas operan en un delicado equilibrio entre el orden y el caos, en un régimen conocido como "criticalidad autoorganizada", donde pequeñas perturbaciones locales pueden desencadenar efectos globales desproporcionados, y su evolución es irreversible, adaptativa y sensible a la historia.
Gemini	Un sistema complejo es una red compuesta por múltiples elementos interconectados e interdependientes cuyas interacciones generan un comportamiento colectivo emergente, imposible de predecir o entender estudiando cada parte por separado. Presenta propiedades como no linealidad, autoorganización, adaptación y retroalimentación, por lo que pequeñas variaciones pueden provocar efectos amplios e impredecibles.
Grok	Un sistema complejo es un conjunto formado por numerosos elementos o agentes interconectados que interactúan de manera no lineal, generando comportamientos emergentes, autoorganización y propiedades colectivas que no pueden explicarse únicamente a partir de las características individuales de sus componentes. Estos sistemas suelen presentar retroalimentación, adaptabilidad, sensibilidad a las condiciones iniciales y capacidad de reorganización.

Tabla 1: Resultados obtenidos con diferentes sistemas de IAG al mismo prompt

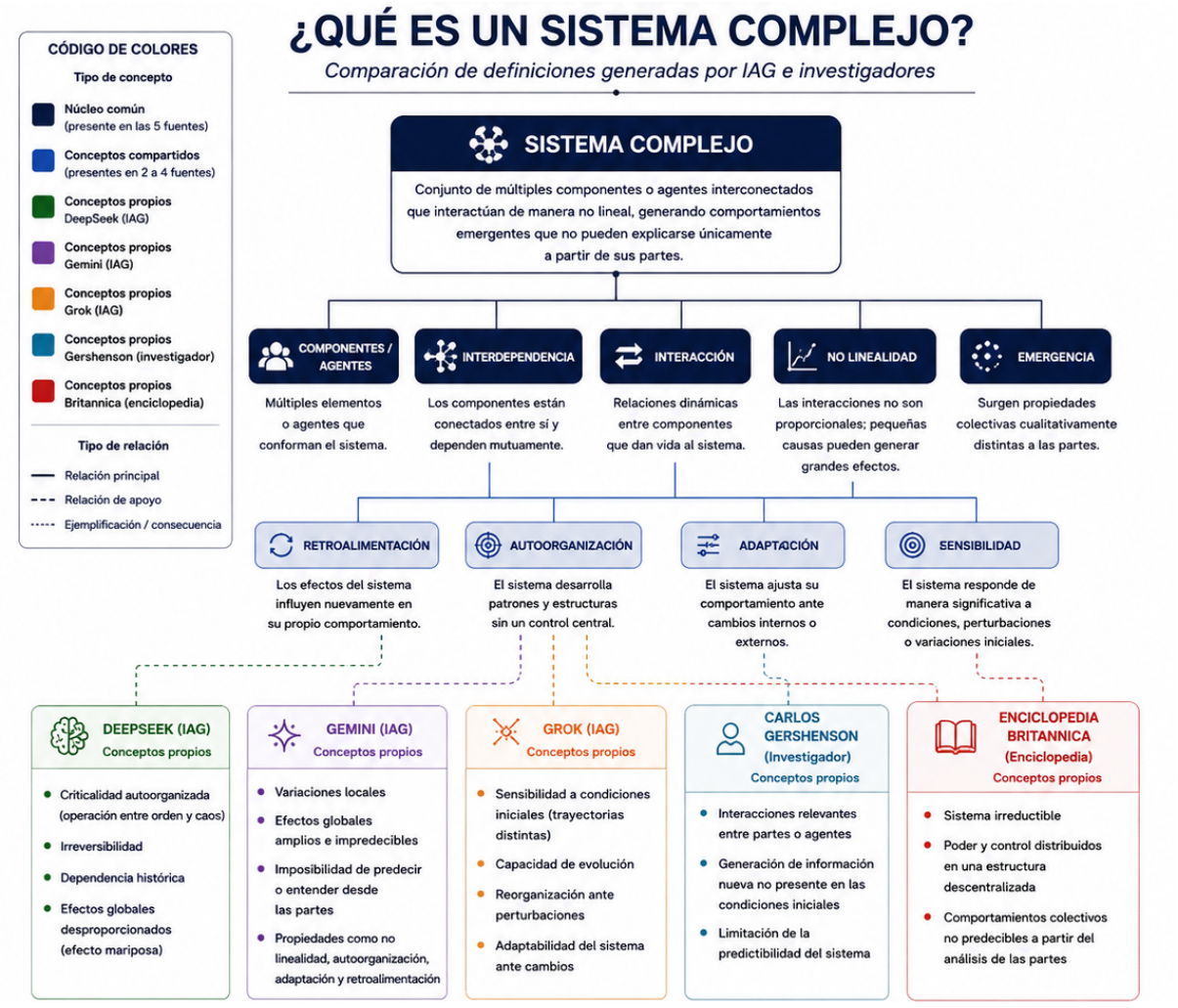

Figura 8: Comparativo de conceptos (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

Para ampliar este contraste, en la misma figura se incorporaron dos definiciones provenientes de la literatura. Encyclopaedia Britannica (s. f.) caracteriza al sistema complejo como un sistema irreductible en el que el poder y el control se distribuyen de manera descentralizada y cuyo comportamiento colectivo no puede predecirse únicamente a partir del análisis de sus componentes. Por su parte, Gershenson (2013) destaca la interacción relevante entre múltiples partes o agentes y la generación de información nueva que no se encuentra presente en las condiciones iniciales, lo que limita la predictibilidad del sistema.

La comparación muestra que las respuestas generadas por IAG recuperan varios elementos presentes en la literatura, pero también incorporan propiedades que no aparecen de manera uniforme en todas las fuentes. Esta variación puede relacionarse con la naturaleza probabilística de los modelos, con la presencia y frecuencia de ciertos conceptos en los datos de entrenamiento y, cuando existe recuperación de información, con las fuentes disponibles durante la consulta. Por ello, los conceptos más difundidos tienden a aparecer con mayor recurrencia y pueden conformar un núcleo común entre distintas respuestas, mientras que ideas menos visibles, relaciones menos frecuentes o perspectivas más específicas pueden aparecer solo en algunas de ellas. Sin embargo, frecuencia no equivale a importancia científica. Una idea poco frecuente puede ser irrelevante, pero también puede representar una anomalía, una contradicción, una perspectiva minoritaria o una línea emergente que merezca ser investigada.

Este punto introduce una tensión importante. Un marco conceptual o teórico que ignore el núcleo consolidado de un campo puede carecer de fundamento, pero una investigación que se limite a reproducir únicamente ese núcleo difícilmente podrá identificar preguntas nuevas, contradicciones o vacíos relevantes. La tarea de la persona investigadora consiste, por tanto, en reconocer qué elementos forman parte del conocimiento ampliamente aceptado y cuáles representan diferencias, debates o posibilidades que requieren un análisis más cuidadoso.

El ejemplo permite mostrar que la construcción del concepto central de una investigación ya implica decisiones epistemológicas. No basta con reunir definiciones; es necesario distinguir entre el núcleo conceptual compartido, las propiedades que dependen del enfoque adoptado y aquellas afirmaciones que requieren verificación antes de incorporarse al marco conceptual. Esta distinción es especialmente importante cuando un mismo término se utiliza en disciplinas diferentes o cuando no existe una definición plenamente consensuada.

Por ello, la definición del problema y la construcción del marco conceptual no pueden resolverse simplemente preguntando a una IAG cuál es la definición “correcta” o qué concepto debería utilizarse. Sin un contexto disciplinar, un paradigma de referencia y criterios explícitos de selección y validación, el sistema puede producir respuestas divergentes, incorporar supuestos no justificados o presentar como sólidas afirmaciones que solo resultan plausibles. En esta etapa, la función de la IAG no debería ser decidir por la persona investigadora, sino ampliar el espacio de búsqueda, hacer visibles alternativas, facilitar su

comparación y apoyar su contraste con la literatura, la evidencia y el marco epistemológico de la investigación.

En este punto surge una nueva pregunta: ¿qué ocurre si se solicita a los tres modelos de IAG el mismo prompt, por ejemplo, “Dame un cuadro con 5 elementos del estado del arte de los sistemas complejos en los últimos cinco años desde una perspectiva multidisciplinaria”. Aunque la instrucción parece más específica que pedir una definición general, en realidad sigue siendo demasiado abierta. El término multidisciplinario no establece qué disciplinas deben incluirse, ni con qué peso o criterio deben seleccionarse; tampoco define desde qué conceptualización de sistema complejo se realizará la búsqueda, qué periodo exacto se considerará, qué tipo de publicaciones serán válidas o en qué contexto se aplicará el análisis. Se menciona que el propósito de este ejemplo no es determinar qué sistema ofrecía la mejor respuesta, sino observar cómo cada uno seleccionaba cinco elementos y construía con ellos una representación del campo.

Por tanto, el problema no radica únicamente en la capacidad de la IAG para localizar y organizar información, sino en las decisiones que permanecen implícitas dentro del prompt. Si estas decisiones no se hacen explícitas, cada modelo puede construir un estado del arte distinto, no necesariamente porque uno sea correcto y otro incorrecto, sino porque cada uno puede interpretar de manera diferente el alcance disciplinar, los conceptos relevantes, las fuentes prioritarias y los criterios de selección. En consecuencia, antes de solicitar el estado del arte es necesario delimitar el problema, definir las disciplinas involucradas, establecer la conceptualización de referencia y fijar criterios claros para la búsqueda, comparación y validación de la literatura.

Las respuestas se muestran en las tablas 2, 3 y 4 para los modelos Grok, Gemini y DeepSeek, respectivamente. Su redacción se conserva sin correcciones; únicamente se reorganizan tipográficamente en cuadros de dos columnas para hacerlas legibles. Por otro lado, en la Figura 9 se muestra una auditoria de los resultados obtenidos.

Elemento del estado del arte	Respuesta generada
Redes de orden superior (higher-order networks)	Descripción principal: Modelado y análisis de interacciones no pareadas (hipergrafos, complejos simpliciales) que generan fenómenos colectivos nuevos, como sincronización explosiva, multistabilidad y transiciones de fase controladas por anidamiento (nesting). Perspectiva multidisciplinaria y avances clave (aprox. 2021-2026): Física + neurociencia + biología + ciencias sociales: revisiones y estudios muestran cómo la topología de orden superior moldea dinámicas (Nature Reviews Physics 2026; Nature Physics 2025); aplicaciones en función cerebral más allá de conexiones par a par (Nature Communications 2026), contagios y evolución de estrategias de cooperación.
Ciencia de redes multicapa (multilayer network science)	Descripción principal: Marco maduro para sistemas interconectados e interdependientes, con avances en detección de comunidades, procesos dinámicos, redes temporales, interacciones de orden superior y enfoques basados en machine learning. Perspectiva multidisciplinaria y avances clave (aprox. 2021-2026): Física + ciencias computacionales + economía/finanzas + ecología/clima + neurociencia + medicina de redes: revisiones integran datos heterogéneos y aplicaciones a infraestructuras, difusión, sistemas socioeconómicos y ciencia de la ciencia (revisiones arXiv 2025-2026).
Enfoques data-driven e integración de IA/ML	Descripción principal: Uso intensivo de datos y aprendizaje automático para caracterizar, predecir e identificar dinámicas de sistemas complejos (operadores de Koopman, correlaciones de orden superior, embeddings, etc.), superando limitaciones de modelos puramente analíticos. Perspectiva multidisciplinaria y avances clave (aprox. 2021-2026): Física + ciencias de la Tierra + finanzas + biomedicina + ciencias sociales: Focus Issues (Chaos 2025) y estudios aplican ML a mercados, redes eléctricas, clima, cerebro y redes sociales; se exploran límites de aprendibilidad y convergencia.
Resiliencia sistémica, riesgos y sostenibilidad	Descripción principal: Análisis de dinámicas colectivas emergentes (flujos, fluctuaciones, estados fuera de equilibrio, cascadas) en infraestructuras y sistemas socio-ecológicos para anticipar fallos y guiar diseños sostenibles ante shocks climáticos y de otro tipo. Perspectiva multidisciplinaria y avances clave (aprox. 2021-2026): Ingeniería + física computacional + ciencias ambientales + políticas públicas + economía: revisiones sobre energía eléctrica y movilidad sostenible (Nature Computational Science 2026); agendas inter/transdisciplinarias sobre riesgo sistémico y resiliencia (iScience y otros 2025-2026).
Del análisis descriptivo al diseño y control de propiedades emergentes	Descripción principal: Pipelines de optimización y control que permiten "ingenierizar" sistemas con propiedades meso/macro deseables (información sinérgica, metastabilidad, modularidad) a partir de estadísticas descriptivas convertidas en funciones de pérdida, junto con avances en control de comportamientos colectivos. Perspectiva multidisciplinaria y avances clave (aprox. 2021-2026): Física + ciencias de la computación + ingeniería de control + biología sintética/sistemas: trabajos que automatizan el diseño de osciladores acoplados y control de ensembles de agentes (arXiv 2026 y revisiones de control); puente entre descripción y aplicación práctica.

Tabla 2: Respuesta generada por Grok

Elemento del estado del arte	Respuesta generada
IA Guiada por la Física (Physics-Informed ML)	Enfoque multidisciplinario: Física estadística, ciencias de la computación y ciencia de datos. Avances recientes: Integración de leyes físicas y ecuaciones diferenciales no lineales dentro de arquitecturas de aprendizaje profundo (como las PINN) para modelar sistemas caóticos sin perder validez física. Aplicaciones destacadas: Predicción climática a gran escala, dinámica de fluidos turbulentos y optimización de redes eléctricas complejas.
Redes de Orden Superior (Hipergrafos y Complejos Simpliciales)	Enfoque multidisciplinario: Topología algebraica, teoría de grafos y sociología computacional. Avances recientes: Transición del análisis de interacciones en pares (nodo a nodo) al modelado de interacciones simultáneas entre múltiples agentes mediante hipergrafos. Aplicaciones destacadas: Dinámicas de contagio social, sincronización en redes neuronales del cerebro y propagación epidémica compleja.
Puntos de Inflexión Socio-Ecológicos (Tipping Points)	Enfoque multidisciplinario: Climatología, ecología, economía y ciencia política. Avances recientes: Desarrollo de métricas para detectar señales tempranas de alerta (como la pérdida de resiliencia o el aumento de varianza) antes de que un sistema sufra un cambio de estado irreversible. Aplicaciones destacadas: Evaluación del colapso de ecosistemas, gobernanza del cambio climático global y mitigación de crisis financieras sistémicas.
Complejidad Cuántica y Redes Cuánticas	Enfoque multidisciplinario: Física cuántica, termodinámica de no equilibrio e informática teórica. Avances recientes: Aplicación de principios de redes complejas a estados entrelazados cuánticos y el estudio de la emergencia de propiedades térmicas en procesadores cuánticos. Aplicaciones destacadas: Simulación de nuevos materiales, optimización combinatoria masiva y desarrollo de internet cuántica.
Modelado Multiescala del Comportamiento Humano	Enfoque multidisciplinario: Neurociencia, epidemiología, ciencia de datos y psicología social. Avances recientes: Acoplamiento de modelos basados en agentes (ABM) con datos masivos en tiempo real (movilidad, redes sociales) para conectar la escala individual con patrones poblacionales. Aplicaciones destacadas: Control de emergencias sanitarias globales, contención de desinformación masiva y planificación urbana adaptativa.

Tabla 3: Respuesta de Gemini

Elemento del estado del arte	Respuesta generada
La Computación como Lenguaje Unificador	Descripción multidisciplinaria: La capacidad de programar y ejecutar simulaciones se ha convertido en un "lenguaje común" que integra la física, la biología y las ciencias sociales. Los avances se centran en desarrollar modelos multiagente, redes complejas y técnicas de simulación para estudiar fenómenos como la emergencia y la autoorganización. Ejemplo: Un ejemplo claro es el análisis de sistemas de movilidad urbana, donde se integran datos macro (flujo de tráfico) y micro (decisiones individuales) mediante IA para entender la complejidad de las ciudades inteligentes.
La IA como "Científico" Colaborador	Descripción multidisciplinaria: La inteligencia artificial deja de ser una simple herramienta para convertirse en un agente activo en el descubrimiento científico. A través de "laboratorios virtuales" y sistemas multi-agente, la IA puede diseñar experimentos, escribir código y validar hipótesis de forma autónoma. Ejemplo: Se ha demostrado que equipos de agentes de IA pueden diseñar nanobiólogos funcionales o coordinar investigaciones complejas sin intervención humana, replicando la dinámica de un equipo interdisciplinario experto.
La Fusión Cuántica y la Lógica Difusa	Descripción multidisciplinaria: La búsqueda de mayor poder computacional ha llevado a explorar la computación cuántica para simular sistemas de una complejidad inalcanzable (como el clima global). Paralelamente, surgen modelos híbridos que integran lógica simbólica y redes neuronales para mejorar la interpretabilidad y el razonamiento. Ejemplo: En el ámbito de la salud, se están desarrollando marcos de inteligencia artificial híbridos (cuánticos y simbólicos) para el diagnóstico de enfermedades raras, que combinan la precisión de la IA con la transparencia necesaria para la ética médica.
De la Física a las Ciencias Sociales y el Derecho	Descripción multidisciplinaria: El poder explicativo de los sistemas complejos se ha extendido a disciplinas tradicionalmente alejadas de las ciencias duras, como el derecho, la economía y la ciencia política. Se emplean modelos matemáticos para entender fenómenos sociales y su interacción con el entorno natural. Ejemplo: La teoría de juegos y las cadenas de Markov se aplican para modelar desde la competencia entre elementos químicos en una aleación hasta el impacto de conflictos geopolíticos en las rutas aéreas internacionales o la dinámica de protestas sociales.
La Búsqueda de un marco epistémico Unificado	Descripción multidisciplinaria: Se está avanzando hacia una física matemática más robusta que integre conceptos como incertidumbre, elección y caos. El objetivo es superar las aproximaciones tradicionales y crear un "lenguaje franco" que articule el conocimiento de diversas disciplinas de forma coherente. Ejemplo: Un área clave es el desarrollo de una "Física de la Información y la Complejidad" que proporcione una base formal para los sistemas coevolutivos socio-naturales, buscando ir más allá de las limitaciones de los modelos clásicos.

Tabla 4: Respuesta de DeepSeek

Los resultados no muestran tres versiones equivalentes del estado del arte, sino tres maneras diferentes de construirlo. Grok concentra su respuesta en redes, métodos computacionales y posibilidades de control; Gemini relaciona herramientas físico-computacionales con campos de aplicación; y DeepSeek formula una interpretación más amplia sobre integración disciplinaria y participación de la IA en la ciencia. El problema no es simplemente que los modelos respondan de manera distinta. Lo verdaderamente relevante es que ninguno explica por qué seleccionó esos cinco elementos, qué fuentes consultó, qué criterios utilizó para excluir otras líneas ni desde qué definición de sistema complejo organizó su respuesta. En consecuencia, los cuadros tienen valor como material exploratorio, pero todavía no pueden considerarse un estado del arte científicamente construido.

Las coincidencias tampoco deben sobrevalorarse. Que los tres modelos mencionen la computación o la IA no demuestra que este sea el eje principal del campo durante los últimos cinco años; únicamente muestra que es un tema suficientemente visible para aparecer de manera recurrente en sus respuestas. Lo mismo ocurre con las redes de orden superior, la resiliencia y la complejidad cuántica, compartidas parcialmente por dos modelos. La repetición puede orientar una búsqueda posterior, pero no sustituye la revisión bibliográfica. Aceptar una afirmación porque fue repetida por varias IAG equivale a confundir frecuencia con evidencia. Los modelos podrían estar reproduciendo los mismos conceptos dominantes, las mismas fuentes ampliamente difundidas o incluso los mismos sesgos presentes en sus datos de entrenamiento y mecanismos de recuperación.

Aspecto auditado	Coincidencias (entre las 3 IAG)	Divergencias principales	Observaciones de auditoría
Cobertura temática	Abordan los mismos cinco grandes enfoques actuales del campo de sistemas complejos.	Énfasis distinto: - DeepSeek más en fenómenos y aplicaciones. - Gemini en integración de disciplinas y datos. - Grok en impacto, control y resiliencia.	Cobertura amplia y consistente; varía el balance disciplinar y el enfoque de aplicación.
Profundidad conceptual	Explican conceptos clave y ejemplos contemporáneos.	Profundidad mayor en redes y control en DeepSeek y Grok; Gemini más integrador y aplicado.	Niveles de profundidad diferentes según el tema.
Fuentes y evidencia (inferido)	Se apoyan en literatura reciente (aprox. 2021–2026).	DeepSeek y Grok citan revisiones/arXiv; Gemini menciona journals y reportes.	Diferencias en tipos de fuentes y detalle de citas.
Supuestos implícitos	Asumen importancia de IA/ML y datos masivos.	Varía el supuesto sobre el grado de control diseñable y la prioridad de resiliencia.	Supuestos no declarados explícitamente; pueden influir en el marco teórico adoptado.
Vacíos y limitaciones identificados	Reconocen desafíos (complejidad, incertidumbre, resiliencia, control).	Poca mención común a aspectos éticos, gobernanza de datos, dimensiones culturales y de poder.	Áreas poco tratadas que requieren búsqueda adicional.
Utilidad para el marco conceptual	Aportan componentes útiles para definir el estado del arte.	Respuestas no son suficientes por sí solas para construir el marco conceptual.	Requieren contraste con literatura revisada y criterios epistemológicos de la investigación.

Figura 9: Auditoria y Contraste de los resultados obtenidos (Nota. Elaboración propia con apoyo de ChatGPT (OpenAI, 2026) para la generación y composición gráfica, a partir del diseño conceptual desarrollado por los autores.)

Las diferencias entre las respuestas resultan incluso más reveladoras que sus coincidencias. Si únicamente se hubiera consultado a Grok, el estado del arte habría quedado orientado principalmente hacia redes y control; con Gemini, hacia métodos y aplicaciones; y con DeepSeek, hacia una narrativa de integración epistémica y de mayor autonomía de la IA en la actividad científica. Esto muestra que una sola consulta puede orientar de manera implícita la construcción del marco teórico o del estado del arte hacia determinados enfoques. Además, estos procesos pueden complementarse con técnicas de procesamiento de lenguaje natural, análisis de redes complejas, redes neuronales u otros métodos computacionales, siempre que su incorporación responda a criterios explícitos de selección, contraste y validación.

A partir de ello surge una pregunta central: ¿cómo puede utilizarse la inteligencia artificial para potenciar la construcción del marco conceptual, el marco teórico y el estado del arte mediante un proceso explícito de problematización, delimitación, exploración, contraste y validación que preserve tanto el conocimiento dominante como las contradicciones, anomalías y perspectivas periféricas capaces de generar nuevas preguntas? Una respuesta razonable es que la IAG debe integrarse bajo la guía de la persona investigadora, quien define el problema, establece los criterios de pertinencia y decide qué resultados requieren contraste o revisión.

Desde esta perspectiva, la investigación asistida por IAG no debe entenderse como un proceso lineal ni cerrado. Se trata de un proceso perfectible e iterativo, en el que cada búsqueda, contraste o hallazgo puede modificar el punto de partida, generar nuevas preguntas y conducir a una revisión del conocimiento disponible, tal como se representa en la Figura 2. Dentro de este proceso, la persona investigadora debe establecer cortes sistemáticos de evaluación que permitan revisar críticamente lo obtenido antes de continuar con nuevas iteraciones.

Estos cortes deben orientarse mediante preguntas explícitas: ¿qué se está obteniendo?, ¿qué evidencia respalda cada afirmación?, ¿existen contradicciones entre las fuentes o resultados?, ¿cómo se llegó a determinada idea?, ¿qué supuestos están presentes?, ¿es coherente la interpretación con el enfoque y los objetivos de la investigación? Formular estas preguntas de manera recurrente permite evitar que una respuesta generada por la IAG se convierta automáticamente en el punto de partida de la siguiente etapa sin haber sido previamente examinada.

En consecuencia, la investigación asistida por IAG requiere alternar momentos de exploración con momentos de pausa crítica y validación. La IAG puede ampliar el espacio de búsqueda y sugerir relaciones o alternativas, pero corresponde a la persona investigadora decidir cuándo detener la iteración, revisar el camino seguido y determinar si lo obtenido debe aceptarse provisionalmente, modificarse, refutarse o someterse a una nueva búsqueda.

4. Conclusiones

La inteligencia artificial puede potenciar la construcción del conocimiento científico, pero no porque produzca automáticamente una representación

correcta de un campo. Su valor reside en ampliar el espacio de información, relaciones y alternativas que una persona o una comunidad puede explorar.

Esa ampliación también introduce decisiones de delimitación, selección, jerarquización y encuadre. Algunas proceden del investigador; otras pueden ser incorporadas implícitamente por el modelo. Para que el uso de IA sea científicamente productivo, esas decisiones deben poder identificarse, contrastarse y auditarse.

La IA no debería concebirse únicamente como una máquina que genera respuestas. Puede funcionar como instrumento para problematizar, delimitar, explorar, comparar, preservar diversidad y apoyar la validación. Pero el paso de una respuesta a una aportación científica depende de la trazabilidad de las fuentes, de criterios explícitos y de mecanismos independientes de comprobación.

Referencias

[1] Acosta Camino, D. F., & Andrade Clavijo, B. P. (2024). La inteligencia artificial en la investigación y redacción de textos académicos. Espíritu Emprendedor TES, 8(1), 19–34. https://doi.org/10.33970/eetes.v8.n1.2024.369

[2] Amazon Web Services. (s. f.). ¿Qué es la IA generativa? AWS. https://aws.amazon.com/es/what-is/generative-ai/

[3] Banks, M. (2016, 31 de mayo). Sci-Hub: What it is and why it matters. American Libraries. https://americanlibrariesmagazine.org/2016/05/31/why-sci-hub-matters/

[4] Beigel, F. (2022). El proyecto de ciencia abierta en un mundo desigual. Relaciones Internacionales, (50), 163–181. https://doi.org/10.15366/relacionesinternacionales2022.50.008

[5] Cárdenas, J. (2023). Inteligencia artificial, investigación y revisión por pares: Escenarios futuros y estrategias de acción. Revista Española de Sociología, 32(4), a184. https://doi.org/10.22325/fes/res.2023.184

[6] Carrera, P. (2024). ¿Singularidad? Limitaciones, capacidades y diferencias de la inteligencia artificial frente a la inteligencia humana. Claridades. Revista de Filosofía, 16(2), 159–189. https://doi.org/10.24310/crf.16.2.2024.19654

[7] Chocobar Reyes, E., Ubillús Reyes, J., & Cevallos López, G. (2025). ¿Sólo el ChatGPT? Diferentes herramientas de inteligencia artificial generativa (GenAI) y sus usos: Una revisión de la literatura científica, 2021–2024. Revista Científica de la UCSA, 12(1), 70–85. https://doi.org/10.18004/ucsa/2409-8752/2025.012.01.070

[8] CNN en español. (2026, 26 de agosto). Bill Gates señala los límites de la inteligencia artificial. CNN en español

[9] Córdoba-Cely, C., & Alatriste, Y. (2025). Aproximaciones para una definición de la Investigación Creación. En Y. Alatriste & C. Córdoba-Cely (Eds.), Investigación creación: La creatividad y la innovación social en el territorio (Vol. 3, pp. 17–31). Editorial Universidad de Nariño. https://doi.org/10.22267/lib.udn.034

[10] Devlin, K. (2026, 1 de junio). AI solves an 80 year-old Erdős problem. Mathematical Association of America. Artículo de la MAA

[11] Encyclopaedia Britannica. (s. f.). Complexity. Encyclopaedia Britannica

[12] Fernández Sanjuán, M. Á. (2016). Dinámica no lineal, teoría del caos y sistemas complejos: Una perspectiva histórica. Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales, 109(1–2), 107–126.

[13] García Aguirre, R., Mora Gutiérrez, R. A., Rincón García, E. A., Lara Velázquez, P., de los Cobos Silva, S. G., Gutiérrez Andrade, M. Á., Martínez Licona, F. M., Martínez Licona, A. E., & Montes Orozco, E. (2024). Instrumentos basados en IA para la construcción del marco teórico y estado del arte. Contactos, Revista de Educación en Ciencias e Ingeniería, (137), 53–62. Artículo en Contactos

[14] Gershenson, C. (2013). ¿Cómo hablar de complejidad? Llengua, Societat i Comunicació, (11), 15–20. https://doi.org/10.1344/LSC-2013.11.3

[15] Gies, T. (2018). The ScienceDirect accessibility journey: A case study. Learned Publishing, 31(1), 69–76. https://doi.org/10.1002/leap.1142

[16] Gómez Cárdenas, R., Fuentes Penna, A., & Castro Rascón, A. (2024). El uso ético y moral de la inteligencia artificial en educación e investigación. Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, 8(5), 3243–3261. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i5.13801

[17] IBM. (s. f.). ¿Qué es la IA generativa? IBM

[18] Juca-Maldonado, F. (2024). El impacto de la inteligencia artificial en los trabajos académicos y de investigación. Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas, 6(S1), 289–296. https://doi.org/10.62452/8nww1k83

[19] Latindex. (s. f.). Sistema Regional de Información en Línea para Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal. Latindex

[20] Lopezosa, C. (2023). La inteligencia artificial generativa en la comunicación científica: Retos y oportunidades. Revista de Investigación e Innovación en Ciencias de la Salud, 5(1), 1–5. https://doi.org/10.46634/riics.211

[21] Martínez-Mekler, G. (2000). Una aproximación a los sistemas complejos. Ciencias, (59), 6–9.

[22] Mora Gutiérrez, C. J. (2025). La ética y la inteligencia artificial. AZCATL Revista de Divulgación en Ciencias, Ingeniería e Innovación, 2(3), 10–12. https://doi.org/10.24275/AZC2024B002B

[23] Globo/Brasil/GDA, & González Gómez, J. (2025, 11 de agosto). Hombre pasó 300 horas hablando con ChatGPT y pensó que era un genio matemático con una teoría para derribar Internet. La Nación. Nota de La Nación

[24] Pérez, R. (2021, 2 de junio). De lo simple a los sistemas complejos. Cienciorama, Universidad Nacional Autónoma de México. Documento de Cienciorama

[25] Ramírez Autrán, R. (2023). Sesgos y discriminaciones sociales de los algoritmos en inteligencia artificial: Una revisión documental. Entretextos, 15(39), 1–17. https://doi.org/10.59057/iberoleon.20075316.202339664

[26] Ramírez Islas, V., Mora Gutiérrez, R. A., Ferruzca Navarro, M. V., & Garibay Suárez, A. (2025). Estudio experimental comparativo sobre imágenes generativas creadas a través del uso de herramientas automatizadas computacionales, creatividad humana y creatividad combinatoria. Economía Creativa, (21), 128–153. https://doi.org/10.46840/ec.2024.21.743

[27] Redalyc. (s. f.). Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal. Universidad Autónoma del Estado de México. Redalyc

[28] Salatino, M., & Banzato, G. (2021). Confines históricos del acceso abierto latinoamericano. En A. Becerril-García & S. Córdoba González (Eds.), Conocimiento abierto en América Latina: Trayectoria y desafíos (pp. 79–115). CLACSO; Universidad Autónoma del Estado de México.

[29] SciELO. (s. f.). Scientific Electronic Library Online. SciELO

[30] Universidad de Oviedo. (s. f.). Guía temática. Biblioteca de la Universidad de Oviedo. Guía de la Universidad de Oviedo

[31] Witten, E. (2026). A note on corrections to entanglement wedge reconstruction [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2606.18639