

Efectos adversos de la inteligencia artificial en la comprensión lectora: una revisión de alcance en contextos educativos

Adverse Effects of Artificial Intelligence on Reading Comprehension: Emerging Evidence from a Scoping Review

Kenji Alberto Chung Sanchez*

e-mail: kenji.chung@epg.usil.pe

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-3716-8547>

Escuela de Posgrado, Universidad San Ignacio de Loyola, Lima, Perú

Jose Eduardo Maguina Vizcarra

e-mail: jose.maguinav@epg.usil.pe

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-4951-3934>

Escuela de Posgrado, Universidad San Ignacio de Loyola, Lima, Perú

Resumen: La evidencia empírica sobre los posibles efectos adversos de la inteligencia artificial (IA) en la comprensión lectora en educación superior aún presenta limitaciones en su sistematización y desarrollo teórico. Este estudio aborda críticamente esta brecha mediante una revisión de alcance (Scoping review) que sistematiza investigaciones publicadas entre 2018 y 2025 en bases de datos de alto impacto (Scopus, Web of Science, ERIC, ProQuest, EBSCOhost y Redalyc). A partir del análisis cualitativo de doce estudios elegibles y mapeo bibliométrico, se identificaron siete efectos adversos recurrentes: dependencia tecnológica, comprensión superficial, debilitamiento del pensamiento crítico, declive del compromiso lector, sobrecarga cognitiva, comprensión errada y deterioro de habilidades lingüísticas. Los hallazgos evidencian que la IA puede alterar los procesos de construcción del significado, generar una ilusión de competencia lectora y reducir el esfuerzo cognitivo. En conjunto, los resultados cuestionan el optimismo predominante sobre la IA educativa y subrayan la necesidad de marcos pedagógicos críticos que promuevan la autonomía cognitiva y la lectura profunda en la educación superior.

Palabras clave: Inteligencia artificial, comprensión lectora, tecnología educacional.

Abstract: Empirical evidence on the potential adverse effects of artificial intelligence (AI) on reading comprehension in higher education still shows limitations in its systematization and theoretical development. This study critically addresses this gap through a scoping review that synthesizes research published between 2018 and 2025 across high-impact databases (Scopus, Web of Science, ERIC, ProQuest, EBSCOhost, and Redalyc). Based on the qualitative analysis of twelve eligible studies and bibliometric mapping, seven recurrent adverse effects were identified: technological dependence, superficial comprehension, weakened critical thinking, decline in reading engagement, cognitive overload, misinterpretation, and deterioration of linguistic skills. The findings suggest that AI may alter meaning-making processes, create an illusion of reading

competence, and reduce cognitive effort. Overall, the results challenge the prevailing optimism surrounding educational AI and highlight the need for critical pedagogical frameworks that foster cognitive autonomy and deep reading in higher education.

Keywords: Artificial Intelligence, Reading Comprehension, Educational Technology.

Received: 09-05-2025

Accepted: 27-06-2025

1. Introducción

La comprensión lectora es un proceso cognitivo complejo que involucra múltiples subdestrezas y la interacción de diversos mecanismos de procesamiento del lenguaje (García-Coni et al., 2022). Este proceso exige no solo decodificar palabras, sino también integrar el texto con el contexto, realizar inferencias y aplicar conocimiento lingüístico avanzado. Dichos componentes han sido reafirmados por investigaciones recientes que destacan el papel fundamental del lenguaje oral y del vocabulario en la construcción del significado y en el desarrollo lector (Snowling y Hulme, 2025). En esta línea, la comprensión lectora se concibe como un proceso flexible y continuo que influye de manera decisiva en el rendimiento académico y en el desarrollo cognitivo de los estudiantes (Contreras-Arguello et al., 2025).

El estudio de la comprensión lectora considera la interacción dinámica entre las características del lector y las del texto (Zhang et al., 2021). En este marco, revisiones actuales subrayan la relevancia de los procesos inferenciales, las funciones ejecutivas y las habilidades lingüísticas para la comprensión profunda, al tiempo que advierten que los entornos digitales y los contenidos generados automáticamente pueden alterar dichos procesos esenciales (Allen y Kendeou, 2024). Comprender estas interacciones resulta crucial para analizar cómo las tecnologías emergentes, especialmente la inteligencia artificial, pueden modificar o incluso comprometer los mecanismos cognitivos que sustentan la comprensión lectora.

En paralelo, la inteligencia artificial, especialmente a través del Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN), ha experimentado un avance sustantivo en las últimas décadas, transformando la forma en que se aborda la comprensión lectora desde el ámbito computacional (Zhou, 2021). A ello se suman los modelos de aprendizaje profundo, que gracias al uso de redes neuronales y grandes volúmenes de datos han alcanzado resultados equiparables o incluso superiores al rendimiento humano en determinados conjuntos de referencia (Du et al., 2022; Singh y Yadav, 2022).

Asimismo, el desarrollo de modelos capaces de incorporar la pregunta en la representación del contexto ha contribuido a mejorar la capacidad de interpretación textual de las máquinas (Al-Harbi et al., 2024). En el ámbito educativo, estas innovaciones se han traducido en aplicaciones que automatizan procesos de lectura y escritura, como la elaboración de resúmenes, la formulación de preguntas y la evaluación de respuestas abiertas. Tales herramientas no solo optimizan el tiempo docente, sino que también posibilitan experiencias personalizadas de aprendizaje y retroalimentación en tiempo real (Contreras-Arguello et al., 2025; Yigitalieva et al., 2024). No obstante, la creciente sofisticación de estos modelos plantea interrogantes sobre la forma en que los estudiantes internalizan, procesan y atribuyen significado a la información textual.

Aunque la literatura reciente se ha centrado casi exclusivamente en los efectos positivos de la inteligencia artificial en la enseñanza de la lectura (Bachiri et al., 2024; Silor

y Silor, 2025), la evidencia sobre sus posibles efectos adversos permanece dispersa y escasamente sistematizada. Estos efectos entendidos como consecuencias no deseadas o nocivas derivadas del uso de una tecnología externa (Rossini, 2010) se manifiestan en fenómenos como la reducción de la práctica inferencial y crítica ante la dependencia de resúmenes automáticos (Etkin et al., 2025), la superficialidad del aprendizaje promovida por respuestas inmediatas de chatbots (Gerlich, 2025), y la disminución de la autonomía y autorregulación lectora en entornos universitarios (Ju, 2023; Zheng y Fan, 2024). Asimismo, la exposición reiterada a textos simplificados por algoritmos parece debilitar la motivación y la tolerancia a la complejidad textual (Zhai et al., 2024).

Esta evidencia, aún fragmentada y dispersa entre distintos estudios que abordan los efectos adversos de forma aislada, revela una clara brecha en la literatura, centrada predominantemente en los aportes positivos de la IA y con escasa atención a sus riesgos cognitivos y educativos. En respuesta a esta carencia, la presente revisión de alcance tiene como propósito identificar, mapear y sintetizar la evidencia disponible sobre los efectos adversos directos e indirectos del uso de la inteligencia artificial en la comprensión lectora, con el fin de aportar una visión crítica y equilibrada que oriente futuras investigaciones y decisiones pedagógicas basadas en evidencia.

2. Metodología

La presente revisión de alcance (scoping review) se desarrolló siguiendo el marco metodológico propuesto por Arksey y O'Malley (2005), reconocido por su capacidad para proporcionar una visión exhaustiva de la literatura sobre un tema específico. A continuación, se describen las etapas del marco metodológico adoptado para la ejecución del presente estudio de alcance:

Etapas 1: Identificación de la pregunta de investigación

¿Qué evidencias recientes documentan efectos adversos del uso de herramientas de IA en la comprensión lectora de estudiantes directa o indirectamente?

Etapas 2: Identificación de estudios relevantes

Para la identificación de estudios pertinentes, se exploraron inicialmente bases de datos académicas como Scopus, Web of Science, EBSCOhost, ProQuest, Redalyc, ERIC y SciELO. Aunque en SciELO se recuperaron algunos artículos, estos abordaban temáticas ajenas al objeto de estudio. Por ello, los investigadores decidieron no considerarlos en el análisis posterior ni incluirlos en el cuadro resumen de la siguiente etapa. No obstante, se mantiene la mención de SciELO para reflejar la rigurosidad del proceso de búsqueda y garantizar la transparencia metodológica.

La ecuación de búsqueda se estructuró a partir de tres bloques o clusters temáticos directamente vinculados al estudio:

Clúster 1: Inteligencia artificial

Clúster 2: Comprensión lectora

Clúster 3: Aspectos negativos

Para ello, se combinaron descriptores y operadores booleanos de manera estratégica con el fin de identificar estudios pertinentes. Los bloques fueron enlazados mediante el operador booleano "AND", "OR" y se consideraron los campos de búsqueda "TITLE-ABS-KEY", como se detalla a continuación.

Para Scopus y EBSCO host

TITLE-ABS-KEY (("artificial intelligence" OR "AI" OR "ChatGPT" OR "generative AI") AND ("reading comprehension" OR "text comprehension" OR "reading literacy") AND ("negative effect" OR "adverse effect*" OR "drawback*" OR "limitation*" OR "barrier*" OR "challenge*" OR "risk*" OR "decline" OR "reduced comprehension" OR "shallow reading" OR "cognitive overload" OR criticism OR risks OR concerns))*

Para Web Of Science

TS= (("artificial intelligence" OR "AI" OR "ChatGPT" OR "generative AI") AND ("reading comprehension" OR "text comprehension" OR "reading literacy") AND ("negative effect" OR "adverse effect*" OR "drawback*" OR "limitation*" OR "barrier*" OR "challenge*" OR "risk*" OR "decline" OR "reduced comprehension" OR "shallow reading" OR "cognitive overload" OR criticism OR risks OR concerns))*

Para ERIC:

("artificial intelligence" OR "ChatGPT" OR "generative AI") AND ("reading comprehension" OR "reading literacy" OR "text comprehension") AND ("limitations" OR "negative impact" OR "barriers" OR "cognitive overload" OR "digital reading difficulties") AND("comprensión lectora" OR "comprensión de lectura" OR "comprensión de textos" OR "reading comprehension" OR "text comprehension" OR "reading literacy" OR "compreensão leitora" OR "compreensão de leitura" OR "compreensão de texto" OR letramento OR "literacia da leitura")

Para Redalyc, SciELO y PROQUEST

("inteligencia artificial" OR "ChatGPT") AND ("comprensión lectora" OR "lectura digital") AND ("limitaciones" OR "dificultades" OR "riesgos")

Tomando como fecha de corte el 13 de agosto de 2025, se obtuvieron un total de 587 documentos: 168 de Scopus, 109 de Web of Science (WOS), 193 de ProQuest, 65 de Redalyc, 41 de EBSCOhost y 11 de ERIC, con lo cual se concluye la etapa inicial de identificación.

Etapa 3: Selección y elegibilidad de los estudios

Esta etapa se desarrolló en tres fases: selección, elegibilidad y exclusión. En la fase de selección, se definieron los criterios de inclusión: (a) investigaciones en todos los idiomas, (b) se consideraron todos los tipos de documentos disponibles y (c) únicamente aquellos con acceso "All open access". Asimismo, se estableció un criterio de exclusión: (d) se descartaron los estudios que no reportaran directa o indirectamente efectos negativos de la inteligencia artificial sobre la comprensión lectora.

Durante la fase de elegibilidad, tras la aplicación de los criterios de idioma, tipo de documento y accesibilidad condujo a la exclusión de 331 registros. Como resultado, los textos completos disponibles se distribuyeron de la siguiente manera: 47 en Scopus, 53 en Web of Science, 39 en ProQuest, 65 en Redalyc, 41 en EBSCOhost y 11 en ERIC.

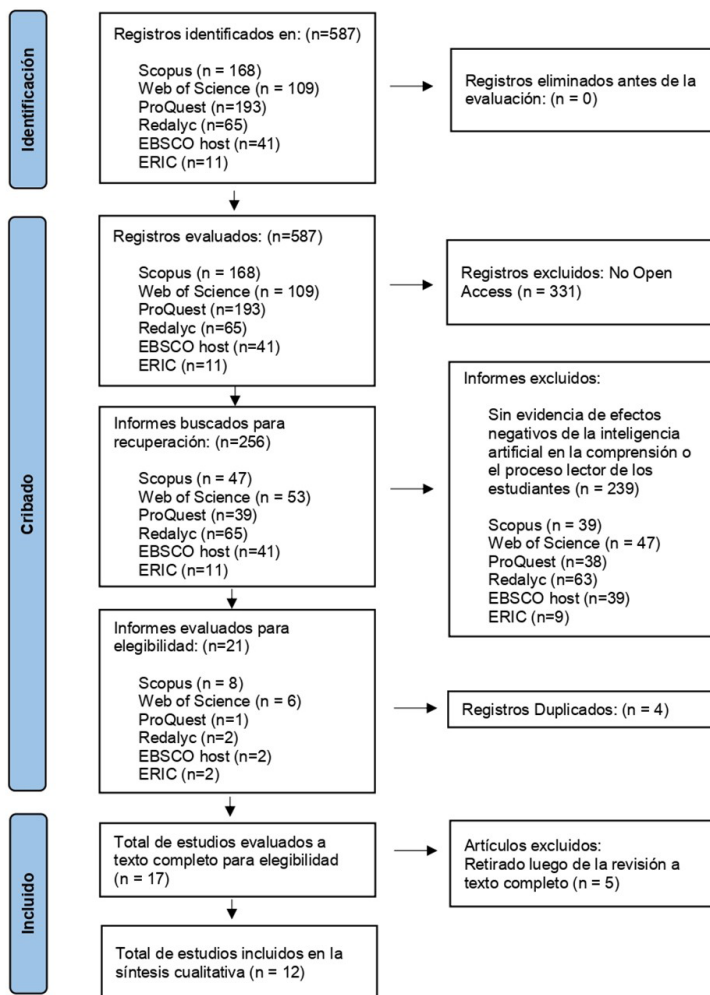
En la fase de inclusión, se realizó una revisión exhaustiva de los 256 textos completos restantes, aplicando el criterio de inclusión previamente establecido. Inicialmente, se identificaron 8 estudios en Scopus, 6 en Web of Science, 1 en ProQuest, 2 en Redalyc, 2 en EBSCOhost y 2 en ERIC. Tras eliminar los duplicados presentes en múltiples bases de datos, se obtuvo un total de 17 estudios que cumplían con los criterios de inclusión. Es importante señalar que, aunque los artículos se clasificaron

inicialmente por base de datos, la verificación completa de los textos y la consulta directa en sus respectivas revistas confirmó que muchos estaban indexados en varias bases de datos simultáneamente.

Luego de revisar las 17 fuentes a texto completo, se encontró que 5 de ellas, si bien trataban sobre la IA y la lectura, su enfoque principal no era documentar efectos adversos sobre la comprensión lectora de los estudiantes, sino más bien sobre la funcionalidad de la IA o el diseño pedagógico. Por tal motivo solo se utilizaron 12 fuentes a texto completo para el análisis cualitativo.

Finalmente, si bien el estudio sigue las directrices de Arksey y O'Malley (2005) sobre las revisiones de alcance, con el fin de mejorar la transparencia del proceso de selección y revisión (ver Figura 1) se empleó el diagrama de flujo PRISMA 2020 (Page et al., 2021).

Figura 1: Diagrama de flujo PRISMA 2020 para nuevas revisiones sistemáticas, que incluyó búsquedas en bases de datos, registros y otras fuentes.



Etapa 4: Representación gráfica de los datos

Con base en el enfoque analítico-descriptivo planteado por Arksey y O'Malley (2005), se construyó un marco de análisis que facilitó la organización coherente de los datos recopilados (Figura 2). Para la elaboración de la síntesis final de los estudios seleccionados, se utilizó un esquema analítico unificado que integró los elementos de objetivo, metodología, resultados y conclusiones.

Figura 2: Flujo de trabajo para la creación del texto integrado y su categorización.



Con el propósito de sistematizar la información y examinar las relaciones entre los términos más representativos, los estudios seleccionados fueron exportados desde el gestor bibliográfico Zotero en formato RIS y analizados mediante el software VOSviewer 1.6.20. Este procedimiento permitió generar un mapa de coocurrencia de términos a partir de los textos completos o de los resúmenes de los artículos. El análisis se orientó inicialmente a la identificación del nodo central del mapa y, posteriormente, al reconocimiento de clústeres diferenciados por colores, lo que permitió identificar agrupaciones temáticas y vínculos significativos entre los conceptos. Además, la conectividad entre nodos se interpretó como un indicador de la frecuencia y la intensidad de las asociaciones. Con base en estos resultados, se obtuvo unos primeros hallazgos, que facilitó una interpretación más profunda y estructurada de las temáticas presentes en la literatura revisada.

Etapa 5: Recopilar, resumir e informar los resultados

La base de datos fue analizada en dos fases. En la primera, con el propósito de obtener un acercamiento inicial a los artículos evaluados para su elegibilidad, los registros fueron exportados en formato RIS e importados en el software VOSviewer 1.6.20. Esta herramienta facilitó la identificación de relaciones y la agrupación de múltiples códigos en categorías temáticas. En la segunda fase, se trabajó exclusivamente con la base de datos conformada por los estudios finalmente incluidos en la revisión.

La Tabla 1 presenta los artículos seleccionados para el análisis cualitativo, junto con la base de datos, el cuartil de la revista y el tipo de evidencia (directa o indirecta). Estas fuentes constituyen evidencias recientes que documentan efectos adversos del uso de herramientas de inteligencia artificial en la comprensión lectora de los estudiantes. Aunque las revisiones de alcance no requieren una evaluación formal de la calidad de los estudios, la inclusión de esta información ofrece una referencia indirecta sobre la confiabilidad y el impacto de los hallazgos.

Este procedimiento en dos etapas permitió depurar las categorías inicialmente identificadas y seleccionar aquellas de mayor relevancia. Como resultado, se establecieron las categorías emergentes, que constituyen los aspectos negativos identificados sobre los cuales se sustenta el presente estudio.

Tabla 1: Relación de artículos seleccionados según base de datos y cuartil de las revistas.

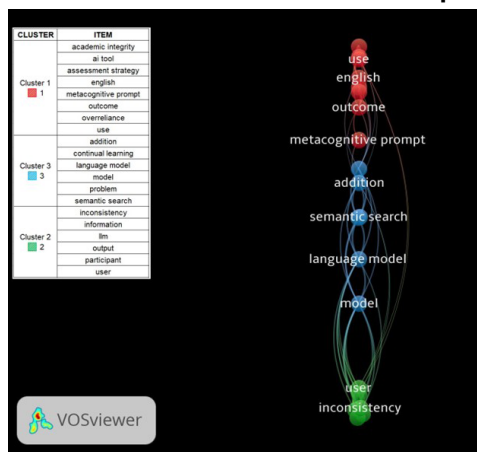
N°	Autor	Base de dato y Cuartil	Tipo de evidencia
1	(Steuer et al., 2022)	Web of Science Q1 Journal Impact Factor	Indirecta
2	(Sonkar et al., 2024)	Scopus Proceeding	Indirecta
3	(Rivera-Novoa, 2024)	Redalyc / ProQuest	Directa
4	(González Novoa et al., 2024)	Scopus Q2 Scimago / Redalyc	Indirecta
5	(Monib et al., 2025)	ERIC 5.4 Journal Impact Factor Springer Nature	Directa
6	(Lee et al., 2024)	Scopus Proceeding	Indirecta
7	(Klimova, 2025)	Scopus Q2 Scimago / Web of Science Q1	Directa
8	(Jeong et al., 2022)	Web of Science Q3 Journal Impact Factor	Indirecta
9	(de Winter, 2024)	Scopus Q1 Scimago / Web of Science Q1	Indirecta
10	(Alfaro Salas, 2025)	Web of Science Q4 JIF rank quartile / Redalyc	Directa
11	(Avsheniuk et al., 2025)	EBSCO / Web of Science (ESCI)	Directa
12	(McCarthy et al., 2018)	EBSCO / Scopus Q1 Scimago	Directa

Fuente: Elaboración Propia

3. Resultados

De acuerdo con las etapas metodológicas previamente definidas, en la primera fase se realizó el análisis de coocurrencia de términos mediante el software VOSviewer (versión 1.6.20) (Figura 3). El análisis de permitió identificar tres clústeres temáticos interrelacionados que estructuran el campo de estudio sobre los efectos adversos del uso de herramientas de inteligencia artificial en la comprensión lectora. Cada clúster representa un eje de problematización que integra dimensiones éticas, cognitivas y técnicas del fenómeno investigado.

Figura 3. Mapa de coocurrencia de términos generado con el software VOSviewer (versión 1.6.20), que evidencia tres clústeres temáticos relacionados con los efectos adversos del uso de IA en la comprensión lectora.



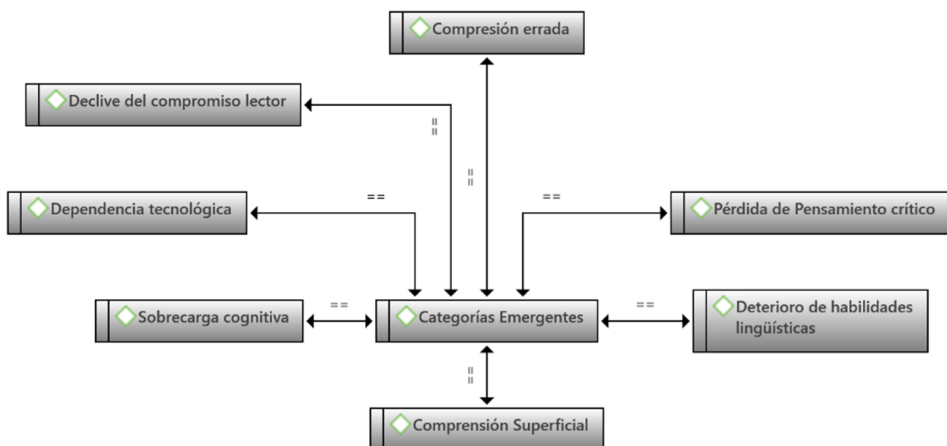
El primer clúster, conformado por los términos *academic integrity*, *AI tool*, *assessment strategy*, *metacognitive prompt* y *overreliance*, evidencian una línea de investigación centrada en el uso educativo y ético de la IA. Los estudios asociados a este grupo examinan el impacto de las herramientas de IA en la enseñanza del inglés, en la autorregulación metacognitiva y en las prácticas de evaluación. La presencia de conceptos como *overreliance* y *academic integrity* reflejan una preocupación creciente por la dependencia excesiva de los estudiantes hacia la IA, lo que podría derivar en una disminución del esfuerzo cognitivo y en prácticas que vulneran la integridad académica.

El segundo clúster, integrado por los términos *inconsistency*, *information*, *LLM*, *output* y *user*, agrupa investigaciones que analizan las limitaciones inherentes a los modelos de lenguaje (LLM) y su repercusión en la calidad de la información generada. La coocurrencia de estos términos sugiere una línea crítica que documenta problemas de inconsistencias semánticas, desinformación y errores en las respuestas generadas por la IA, los cuales pueden afectar directamente la comprensión textual de los usuarios.

Finalmente, el tercer clúster, compuesto por los términos como *language model*, *semantic search*, *problem* y *continual learning*, se centra en la dimensión cognitiva y semántica del procesamiento del lenguaje artificial. Los estudios de este grupo analizan la capacidad de los modelos de IA para representar y conectar significados, identificando limitaciones en la transferencia semántica y en la coherencia de los contenidos generados, que podrían interferir con los procesos implicados en la comprensión lectora y generar interpretaciones superficiales o erróneas.

En conjunto, el mapeo bibliométrico evidencia que los efectos adversos del uso de la IA en la comprensión lectora se organizan en tres niveles complementarios: (1) ético-educativo, relacionado con el uso irresponsable y la pérdida de autonomía cognitiva; (2) informacional, vinculado a la calidad y consistencia de la información generada; y (3) cognitivo-semántico, asociado a dificultades en la interpretación y construcción del significado. Esta estructura temática permite visualizar cómo las investigaciones actuales abordan distintos aspectos del impacto de la IA en la comprensión lectora, proporcionando un marco de referencia para la fase de análisis cualitativo.

Figura 4: Red semántica de categorías emergentes construida mediante el análisis cualitativo en Atlas.ti (versión 9).



En la segunda fase, se analizó la literatura elegible para así responder la pregunta de investigación. Para responder a esta pregunta se sistematizaron los hallazgos de estudios recientes que reportan efectos negativos vinculados al empleo de herramientas de Inteligencia Artificial en contextos educativos y luego se analizaron en el software Atlas.ti versión 9. A partir del análisis cualitativo emergieron 7 categorías temáticas, tal como se describe en la figura 4 además para transparentar de la información se presenta la Tabla 2 que relaciona tanto la categoría como la fuente que sustenta la misma.

Tabla 2: Categorías emergentes vs Fuentes de información.

Categoría emergente	Fuentes
Dependencia tecnológica	Alfaro Salas (2025); Avsheniuk et al. (2025); González Novoa et al. (2024); Klimova (2025); Monib et al. (2025); Rivera-Novoa (2024)
Comprensión superficial	Avsheniuk et al. (2025); Monib et al. (2025); Rivera-Novoa (2024)
Pérdida de pensamiento crítico	Avsheniuk et al. (2025); González Novoa et al. (2024); Lee et al. (2024); Monib et al. (2025)
Declive del compromiso lector	Avsheniuk et al. (2025); González Novoa et al. (2024); Klimova (2025); Monib et al. (2025)
Sobrecarga cognitiva	Lee et al. (2024); McCarthy et al. (2018); Steuer et al. (2022)
Compresión errada	de Winter (2024); Jeong et al. (2022); Monib et al. (2025); Sonkar et al. (2024)
Deterioro de habilidades lingüísticas	Alfaro Salas (2025); Avsheniuk et al. (2025); Monib et al. (2025)
Fuente: Elaboración Propia	

4. Discusión

La presente revisión de alcance sistematiza la evidencia reciente sobre los efectos adversos del uso de herramientas de inteligencia artificial en la comprensión lectora de los estudiantes, a partir de estudios empíricos y analíticos publicados entre 2018 y 2025. Los hallazgos se agrupan en siete categorías temáticas que reflejan distintos planos de afectación cognitiva, motivacional, lingüística y evaluativa. Si bien la mayoría de los estudios converge en señalar impactos negativos asociados al uso intensivo y no mediado de la IA, las evidencias también muestran matices dependientes del contexto educativo, el nivel de competencia lectora y el tipo de interacción con los sistemas inteligentes.

4.1. Dependencia tecnológica

Una tendencia ampliamente documentada es la sobreconfianza en la IA como sustituto del esfuerzo cognitivo, fenómeno que ha reducido la autonomía intelectual y el aprendizaje autorregulado de los estudiantes (Avsheniuk et al., 2025; Monib et al., 2025). Alfaro Salas (2025) reportó una asociación significativa entre el uso de ChatGPT y calificaciones elevadas en pruebas escritas de comprensión lectora, efecto que se revirtió al modificar la estrategia de evaluación, evidenciando una posible asimilación superficial del conocimiento. Rivera-Novoa (2024) sostiene que la dependencia tecnológica puede disminuir la capacidad de procesar información de manera autónoma, mientras que González Novoa et al. (2024) advierten que la IA generativa podría reducir el esfuerzo cognitivo requerido del usuario y limitar oportunidades de aprendizaje activo. En el ámbito de la enseñanza de lenguas, la traducción automática (MT) ha mostrado un riesgo similar al desincentivar la mejora independiente (Klimova, 2025). Estas evidencias convergen en que la dependencia excesiva de la IA socava la autorregulación y la construcción activa del significado, elementos esenciales para la comprensión lectora.

4.2. *Comprensión superficial*

Los estudios revisados coinciden en que la facilidad con que la IA sintetiza y reformula textos promueve una lectura instrumental y de baja profundidad. Monib et al. (2025) observaron que los estudiantes dependientes de ChatGPT muestran dificultades para abordar textos extensos, mientras que Avsheniuk et al. (2025) identificaron producciones carentes de conexión contextual con las lecturas originales. Rivera-Novoa (2024) aporta un argumento teórico al señalar que la delegación total del acto de comprender a sistemas tecnológicos anula la fenomenología cognitiva, es decir, la experiencia mental de pensar y entender por cuenta propia. Este hallazgo es crucial aun cuando la IA genere resultados correctos, la pérdida del esfuerzo cognitivo consciente puede asociarse a una comprensión más superficial y menos reflexiva del contenido.

4.3. *Pérdida del pensamiento crítico*

Otra consecuencia documentada es la reducción de la disposición a evaluar y cuestionar la información. Monib et al. (2025) y Avsheniuk et al. (2025) reportaron que los estudiantes tienden a aceptar sin contraste las respuestas generadas por ChatGPT, lo que inhibe la reflexión crítica. Lee et al. (2024) complementan esta visión al advertir que la coherencia superficial de los Grandes Modelos de Lenguaje (LLMs) refuerza la sobreconfianza del usuario, mientras que la exposición a respuestas inconsistentes puede, paradójicamente, estimular una lectura más atenta. No obstante, la mayoría de las evidencias coincide en que la IA generativa se utiliza como un atajo cognitivo, desplazando el análisis y la deliberación reflexiva (González Novoa et al., 2024). En suma, la IA puede favorecer la eficiencia operativa mientras reduce oportunidades de reflexión crítica.

4.4. *Declive del compromiso lector*

El impacto motivacional del uso intensivo de IA se refleja en el descenso del compromiso lector y la pérdida de paciencia para procesar textos extensos. Monib et al. (2025) describen la sustitución de la lectura activa por la consulta rápida de resúmenes generados automáticamente. De modo complementario, Klimova (2025) y Avsheniuk et al. (2025) documentan la disminución del esfuerzo autónomo y la participación académica, mientras que González Novoa et al. (2024) vinculan este fenómeno con una infantilización del aprendizaje superior, donde el esfuerzo y la disciplina pierden valor formativo. La caída en los indicadores internacionales de comprensión lectora (PISA) refuerza esta tendencia. En conjunto, la literatura sugiere que el uso indiscriminado de IA erosiona la motivación intrínseca y transforma la lectura en un trámite asistido por algoritmos.

4.5. *Sobrecarga cognitiva*

Aunque la IA se concibe como apoyo pedagógico, varios estudios advierten que un exceso de estímulos o retroalimentaciones puede saturar los recursos cognitivos. En el sistema de tutoría iSTART, centrado en la autoexplicación lectora, McCarthy et al. (2018) demostraron que ciertas instrucciones metacognitivas perjudicaron el rendimiento, especialmente entre lectores con baja competencia. De modo similar, Lee et al. (2024) hallaron que la exposición a múltiples respuestas inconsistentes de LLMs aumentó la carga cognitiva y redujo la comprensión. Además, Steuer et al. (2022) subrayan que la imprecisión del contenido generado es más perjudicial para el aprendizaje que la omisión de información relevante. En consecuencia, la eficacia pedagógica de la IA depende de un delicado equilibrio entre cantidad, calidad y

coherencia de los estímulos ofrecidos.

4.6. Comprensión errada

Más allá de la superficialidad, la IA puede inducir errores interpretativos o evaluaciones falsas del progreso lector. Sonkar et al. (2024) evidenciaron que los LLMs presentan dificultades para detectar razonamientos defectuosos en tareas de comprensión, mientras que Monib et al. (2025) denunciaron la generación de datos y referencias falsas por parte de ChatGPT. de Winter (2024) planteó que los altos puntajes obtenidos por GPT-4 en pruebas de comprensión cuestionan la validez de las evaluaciones educativas, al no reflejar una comprensión genuinamente humana. Por su parte, Jeong et al. (2022) demostraron que las limitaciones de memoria conversacional de los modelos preentrenados provocan pérdidas de información clave en tareas complejas. Estos hallazgos indican que la IA no solo podría distorsionar el proceso de comprensión, sino también enmascarar errores cognitivos bajo una apariencia de precisión académica.

4.7. Deterioro de habilidades lingüísticas

La literatura advierte un deterioro de la competencia lingüística real pese a la aparente mejora en la producción escrita. Avsheniuk et al. (2025) documentaron una pérdida de autonomía expresiva, mientras que Alfaro Salas (2025) observó que los estudiantes que usaron IA en exámenes escritos obtuvieron calificaciones altas pero no lograron reproducir estructuras complejas en la expresión oral. Monib et al. (2025) agregan que la escritura asistida por IA tiende a homogeneizar el estilo y suprimir la emoción del texto, afectando la creatividad lingüística y la identidad académica. En conjunto, estas evidencias sugieren que la IA puede dar la apariencia de que el estudiante ha alcanzado la competencia lingüística, mientras que la consolidación de habilidades comunicativas profundas podría no lograrse de manera completa o consistente.

Finalmente, pese a que la mayoría de los estudios revisados destacan efectos adversos del uso de la IA en la comprensión lectora, algunas investigaciones señalan beneficios importantes cuando estas herramientas se utilizan de manera estratégica y mediada. Por ejemplo, plataformas adaptativas y chatbots socráticos han demostrado mejorar significativamente la comprensión lectora en estudiantes con bajo rendimiento inicial, al personalizar el aprendizaje, reducir la carga cognitiva y aumentar la motivación y el compromiso (Etkin et al., 2025; Silor y Silor, 2025). Asimismo, la IA permite adaptar contenidos y estrategias a las necesidades individuales, facilitando la simplificación de textos complejos y promoviendo un aprendizaje más interactivo y efectivo (Chung Sanchez et al., 2025). Adicionalmente, se ha reportado que la interacción con herramientas de IA puede potenciar habilidades complementarias, como la adquisición de vocabulario y el pensamiento crítico, siempre que su implementación sea equilibrada y guiada (Eljai et al., 2025; Khoso et al., 2025; Zaky, 2026). Estos hallazgos contrastantes sugieren que, aunque la IA presenta riesgos para la comprensión lectora, su uso intencionado y supervisado puede generar beneficios educativos relevantes.

5. Conclusión

Esta revisión de alcance evidencia que el impacto de la inteligencia artificial (IA) en la comprensión lectora es complejo y depende del contexto de uso, mostrando tanto potencial educativo como riesgos significativos. En este sentido, la originalidad del estudio radica en sistematizar la evidencia empírica publicada entre 2018 y 2025,

identificando efectos adversos cognitivos, lingüísticos y pedagógicos que han sido poco explorados en la literatura previa.

Se observa que la dependencia tecnológica puede disminuir la autonomía lectora y la autorregulación, transformando la lectura en un proceso pasivo orientado al consumo de información más que a la construcción activa de conocimiento. La comprensión superficial y la pérdida de pensamiento crítico reflejan cómo la aceptación acrítica de contenidos generados por IA puede limitar la reflexión evaluativa y el juicio epistémico. Asimismo, se documenta un declive del compromiso lector y un deterioro de habilidades lingüísticas, donde la interacción con la IA genera una ilusión de competencia sin garantizar la consolidación de estructuras sintácticas, semánticas ni la creatividad discursiva. La sobrecarga cognitiva, derivada de información redundante o inconsistente, subraya la necesidad de mediación pedagógica para equilibrar los beneficios y riesgos de la IA en el aprendizaje.

En conjunto, estos hallazgos resaltan la importancia de un enfoque tecnoeducativo regulado, que utilice la IA como herramienta de apoyo sin reemplazar los procesos mentales esenciales que sustentan la comprensión lectora y el pensamiento crítico. Futuras investigaciones deberían explorar de manera longitudinal y experimental los efectos de la exposición prolongada a la IA, así como diseñar estrategias didácticas híbridas que integren tecnología y pedagogía de manera equilibrada.

Referencias

- Al-Harbi, M., Obeidat, R., Al-Ayyoub, M. y Alawneh, L. (2024). Question-Aware Deep Learning Model for Arabic Machine Reading Comprehension. En A. Bennour, A. Bouridane, y L. Chaari (Eds.), *Intelligent Systems and Pattern Recognition* (pp. 262–276). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-46338-9_20
- Alfaro Salas, H. V. (2025). Estrategias de evaluación del inglés en plataforma virtual: consideraciones del uso de inteligencia artificial en el rendimiento académico del estudiantado. *Revista Educación*, 49(1), 1–20. <https://doi.org/10.15517/revedu.v49i1.60861>
- Allen, L. K. y Kendeou, P. (2024). ED-AI Lit: An Interdisciplinary Framework for AI Literacy in Education. *Policy Insights from the Behavioral and Brain Sciences*, 11(1), 3–10. <https://doi.org/10.1177/23727322231220339>
- Arksey, H. y O'Malley, L. (2005). Scoping studies: towards a methodological framework. *International Journal of Social Research Methodology*, 8(1), 19–32. <https://doi.org/10.1080/1364557032000119616>
- Avsheniuk, N., Seminikhyna, N., Ruban, L. y Sviatiuk, Y. (2025). Exploring Overreliance on AI Tools in English for Specific Purposes Courses: Challenges and Implications for Learning and Academic Integrity. *Arab World English Journal (AWEJ)*, 16, 3–20. <https://doi.org/10.24093/awej/AI.1>
- Bachiri, Y. A., Mouncif, H., Bouikhalene, B. y Hamzaoui, R. (2024). Integrating AI-based speech recognition technology to enhance reading assessments within Morocco's TaRI program. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 25(4), 1–15. <https://doi.org/10.17718/tojde.1335062>

- Chung Sanchez, K. A., Umán Juárez, S. J., Alcántara Cuba De Byrne, G. I., Hurtado Laura De Mera, C. R. y Byrne Jaramillo, L. A. (2025). Pillars of Artificial Intelligence for Enhancing Reading Comprehension in Formal Education: A Scoping Review. En *5th LACCEI International Multiconference on Entrepreneurship, Innovation and Regional Development - LEIRD*. <https://doi.org/10.18687/LEIRD2025.1.1.324>
- Contreras-Arguello, M. L., Paredes-Valverde, M. A., Vásquez, A. M. T. y del Pilar Salas-Zárate, M. (2025). Automatic Generation of Summaries and Questions to Support the Reading Comprehension Process. En R. Valencia-García, T. Borodulina, J. Del Cioppo-Morstadt, C. E. Moran-Castro, y N. Vera-Lucio (Eds.), *Technologies and Innovation* (pp. 81–92). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-75702-0_7
- de Winter, J. C. F. (2024). Can ChatGPT Pass High School Exams on English Language Comprehension? *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 34(3), 915–930. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00372-z>
- Du, Y., Zhao, Y., Yan, J. y Guo, W. (2022). Survey of Machine Reading Comprehension Based on Deep Learning. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 17(6), 1074–1083. <https://doi.org/10.11992/tis.202107024>
- Eljai, M., Eljai, Y. y Asmar, K. (2025). Generative AI in Reshaping Higher Education: Human Sciences Master Students at FLDM-USMBA as a Case Study. En R. González Vallejo, G. Moukhliiss, E. Schaeffer, y V. Paliktzoglou (Eds.), *The Second International Symposium on Generative AI and Education (ISGAIE'2025)* (pp. 162–174). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-98476-1_14
- Etkin, H. K., Etkin, K. J., Carter, R. J. y Rolle, C. E. (2025). Differential effects of GPT-based tools on comprehension of standardized passages. *Frontiers in Education*, 10, 1506752. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1506752>
- García-Coni, A., Olsen, C. D., Andrés, M. L. y Canet-Juric, L. (2022). Estudio de la relación entre comprensión lectora y teorías personales sobre la inteligencia. *Traslaciones. Revista latinoamericana de Lectura y Escritura*, 9(17), 60–79. <https://doi.org/10.48162/rev.5.069>
- Gerlich, M. (2025). AI Tools in Society: Impacts on Cognitive Offloading and the Future of Critical Thinking. *Societies*, 15(1), 6. <https://doi.org/10.3390/soc15010006>
- González Novoa, A., Sosa Alonso, J. J. y Martín Hurtado, M. D. (2024). La necesidad de desacelerar la educación superior: más allá de una universidad centrifugada y del entretenimiento. *En-claves del pensamiento*, 18(36), 105–131. <https://doi.org/10.46530/ecdp.v0i36.691>
- Jeong, S., Oh, D., Park, K. y Lim, H. (2022). Considering Commonsense in Solving QA: Reading Comprehension with Semantic Search and Continual Learning. *Applied Sciences*, 12(9), 4099. <https://doi.org/10.3390/app12094099>
- Ju, Q. (2023). Experimental Evidence on Negative Impact of Generative AI on Scientific Learning Outcomes. *Available at SSRN 4567696*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4567696>

- Khoso, A. K., Honggang, W., Younas, M. y Salam El-Dakhs, D. A. (2025). The Dual Forces of AI: How Generative AI and Perceived AI Dependency Influence Fear of Missing Out (FoMO) and EFL Students' Vocabulary Acquisition. *Journal of Visualized Experiments*, (226), e69637. <https://doi.org/10.3791/69637>
- Klimova, B. (2025). Use of machine translation in foreign language education. *Cogent Arts & Humanities*, 12(1), 2491183. <https://doi.org/10.1080/23311983.2025.2491183>
- Lee, Y., Son, K., Kim, T. S., Kim, J., Chung, J. J. Y., Adar, E. y Kim, J. (2024). One vs. Many: Comprehending Accurate Information from Multiple Erroneous and Inconsistent AI Generations. En *2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, FAccT 2024* (pp. 2518–2531). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3630106.3662681>
- McCarthy, K. S., Likens, A. D., Johnson, A. M., Guerrero, T. A. y McNamara, D. S. (2018). Metacognitive Overload!: Positive and Negative Effects of Metacognitive Prompts in an Intelligent Tutoring System. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 28(3), 420–438. <https://doi.org/10.1007/s40593-018-0164-5>
- Monib, W. K., Qazi, A. y Mahmud, M. M. (2025). Exploring learners' experiences and perceptions of ChatGPT as a learning tool in higher education. *Education and Information Technologies*, 30(1), 917–939. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13065-4>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., et al. (2021). Declaración PRISMA 2020: una guía actualizada para la publicación de revisiones sistemáticas. *Revista Española de Cardiología*, 74(9), 790–799. <https://doi.org/10.1016/j.recesp.2021.06.016>
- Rivera-Novoa, A. (2024). La tesis de la mente extendida y el ideal transhumanista de mejoramiento cognitivo. *Trilogía Ciencia Tecnología Sociedad*, 16(33), e3142. <https://doi.org/10.22430/21457778.3142>
- Rossini, P. M. (2010). Adverse effects. *Clinica Terapeutica*, 161(1), 89–90. https://www.clinicaterapeutica.it/download/405/fascicolo-1/7171/161-01-16_tact_rossini.pdf
- Silor, A. C. y Silor, F. S. C. (2025). Boosting Reading Comprehension Through AI-Based Learning Tools. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research*, 24(9), 61–79. <https://doi.org/10.26803/ijlter.24.9.4>
- Singh, M. y Yadav, V. (2022). Machine Learning Based Machine Reading Comprehension - A Survey. En *2022 4th International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)* (pp. 810–815). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIRCA54612.2022.9985764>
- Snowling, M. J. y Hulme, C. (2025). The Reading Is Language Model: A Theoretical Framework for Language and Reading Development and Intervention. *Annual Review of Developmental Psychology*, 7, 195–218. <https://doi.org/10.1146/annurev-devpsych-111323-084821>

- Sonkar, S., Liu, N., Le, M. y Baraniuk, R. (2024). MalAlgoQA: Pedagogical Evaluation of Counterfactual Reasoning in Large Language Models and Implications for AI in Education. En *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024* (pp. 15554–15567). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-emnlp.913>
- Steuer, T., Filighera, A., Tregel, T. y Miede, A. (2022). Educational Automatic Question Generation Improves Reading Comprehension in Non-native Speakers: A Learner-Centric Case Study. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 5, 900304. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.900304>
- Yigitlieva, Z., Dehqonov, I., Mamatova, A., Zinatullina, A., Tulanov, S. y Akbarova, S. (2024). The Future of Literacy Education: Artificial Intelligence and Adaptive Learning Systems. En *2024 International Conference on IoT, Communication and Automation Technology (ICICAT)* (pp. 347–353). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICICAT62666.2024.10923234>
- Zaky, H. (2026). Artificial Intelligence (AI) and Critical Thinking Endorsement: Investigating Higher Education Institutional Tools and Strategies. En H. Zaky (Ed.), *AI, Analytics, and Assessment in Higher Education* (pp. 275–314). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-7057-6.ch010>
- Zhai, C., Wibowo, S. y Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: a systematic review. *Smart Learning Environments*, 11(1), 28. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7>
- Zhang, K., Ma, F. y Wang, W. (2021). The Construction and Application of Reading Comprehension Model. En *2021 International Conference on Asian Language Processing (IALP)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IALP54817.2021.9675168>
- Zheng, X. y Fan, H. (2024). Exploration of the Effectiveness and Experience of AI-Assisted Academic Reading. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 61(1), 447–456. <https://doi.org/10.1002/pra2.1041>
- Zhou, X. (2021). A Study of Machine Reading Comprehension Based on Attention Mechanism. En *2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)* (pp. 1058–1061). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSP51882.2021.9408725>