SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi: https://doi.org/10.70577/83q13n45

Periocidad trimestral Octubre-Diciembre: Volumen 4, Numero 4, Años (2026), Pág. 328-359

Recibido: 2026-10-08

Aceptado: 2026-10-22

Publicado:2026-11-05

Dependencia cognitiva de la inteligencia artificial en estudiantes de ciencias de la salud: una revisión de alcance

Cognitive dependence on artificial intelligence among health sciences students: a scoping review

Autores

Ana Karen Barrera Cangui[1]

Licenciada en Terapia Física; Magíster en Terapia Respiratoria

https://orcid.org/0009-0008-1950-2912

abarrera@itecsur.edu.ec

Instituto Superior Universitario Compu Sur (ITECSUR),

Quito – Ecuador

Edison Rodrigo Arias Cueva[2]

Médico General; Magíster en Educación con mención en Docencia e Investigación en Educación Superior

https://orcid.org/0009-0006-5413-1593

edisonac@itecsur.edu.ec

Instituto Superior Universitario Compu Sur (ITECSUR)

Quito – Ecuador

Paola Alejandra Zurita Cevallos[3]

Psicóloga General; Magíster en Psicología con mención en Psicoterapia

https://orcid.org/0009-0003-2459-1183

bienestar@instituto-ohiggins.com

Instituto Superior Universitario Bernardo O'Higgins

Quito – Ecuador

Gina Andrea Saltos López[4]

Licenciada en Enfermería; Magíster en Enfermería con mención en Cuidados Críticos; Máster en Enfermería en Cuidados Críticos en Neonatología

https://orcid.org/0009-0005-4517-7402

saltosa655@gmail.com

Investigadora independiente

San Miguel, Bolívar – Ecuador

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Resumen

Introducción. La incorporación acelerada de la inteligencia artificial generativa (IAG) en la formación universitaria ha desplazado el debate desde la integridad académica hacia una cuestión de mayor calado: qué ocurre con los procesos cognitivos de quienes delegan de forma habitual tareas de razonamiento en sistemas conversacionales. En ciencias de la salud, donde la competencia profesional se construye sobre el razonamiento clínico y el juicio bajo incertidumbre, esta cuestión adquiere relevancia sanitaria y no solo pedagógica. **Objetivo.** Mapear y sintetizar críticamente la evidencia disponible sobre la dependencia cognitiva de la inteligencia artificial en estudiantes de ciencias de la salud, identificando su prevalencia, los mecanismos explicativos propuestos, sus correlatos cognitivos y afectivos, y los factores moderadores que condicionan sus efectos. **Metodología.** Revisión de alcance conducida según las recomendaciones PRISMA-ScR. Se interrogaron PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, SciELO, Redalyc, ERIC y los metabuscadores académicos Consensus, Elicit y SciSpace, con literatura publicada entre enero de 2022 y octubre de 2026 en español e inglés. Se incluyeron estudios empíricos, revisiones sistemáticas y de alcance, y trabajos conceptuales referidos al uso de IAG por estudiantes universitarios, con análisis preferente de los realizados en poblaciones de ciencias de la salud. La extracción se organizó en ocho dominios temáticos mediante síntesis narrativa. **Resultados.** La adopción de IAG entre estudiantes de ciencias de la salud es prácticamente universal, con prevalencias de uso entre el 83,9 % y el 96,3 %, y una proporción de dependencia autoinformada superior al 60 % en las series de mayor tamaño. La evidencia cuantitativa converge en una asociación inversa, de magnitud pequeña a moderada, entre dependencia de la IA y pensamiento crítico. Entre los mecanismos propuestos figuran la descarga cognitiva sustitutiva, la deuda cognitiva, la pereza metacognitiva, la fatiga cognitiva y el sesgo de automatización, y todos ellos comparten un núcleo común: la transferencia de la agencia epistémica desde el estudiante hacia el sistema. En el terreno clínico se describen tres riesgos diferenciados por etapa formativa: *never-skilling*, *deskilling* y *mis-skilling*. La dependencia se asocia además con ansiedad y sintomatología depresiva, y con una elevada aceptación acrítica de contenidos y referencias fabricadas. El efecto no es determinista: el modo de uso, la alfabetización en IA, el andamiaje metacognitivo y el diseño evaluativo moderan de manera consistente la dirección del resultado. **Conclusiones.** La dependencia cognitiva de la IAG constituye un riesgo educativo verosímil y mensurable, pero condicional. La evidencia no respalda la prohibición ni la adopción acrítica, sino el rediseño curricular y evaluativo orientado a preservar la agencia epistémica del estudiantado. Se requieren estudios longitudinales, con medidas objetivas de competencia no asistida, y una producción iberoamericana propia que hoy resulta escasa.

Palabras clave: inteligencia artificial; educación en salud; pensamiento crítico; estudiantes de ciencias de la salud; razonamiento clínico; metacognición. *(Descriptores DeCS)*

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Abstract

Introduction. The rapid incorporation of generative artificial intelligence (GenAI) into university education has shifted the debate from academic integrity toward a deeper question: what happens to the cognitive processes of learners who habitually delegate reasoning tasks to conversational systems. In the health sciences, where professional competence is built upon clinical reasoning and judgement under uncertainty, this question carries clinical and not merely pedagogical relevance. **Objective.** To map and critically synthesise the available evidence on cognitive dependence on artificial intelligence among health sciences students, identifying its prevalence, the proposed explanatory mechanisms, its cognitive and affective correlates, and the moderating factors that condition its effects. **Methods.** Scoping review conducted according to PRISMA-ScR guidance. PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, SciELO, Redalyc and ERIC were searched, together with the academic meta-search engines Consensus, Elicit and SciSpace, covering literature published between January 2022 and October 2026 in Spanish and English. Empirical studies, systematic and scoping reviews, and conceptual works on university students' use of GenAI were included, with preferential analysis of those conducted in health sciences populations. Extraction was organised into eight thematic domains through narrative synthesis. **Results.** GenAI adoption among health sciences students is virtually universal, with use prevalences between 83.9 % and 96.3 %, and self-reported dependence exceeding 60 % in the largest series. Quantitative evidence converges on a small-to-moderate inverse association between AI dependence and critical thinking. The proposed mechanisms include substitutive cognitive offloading, cognitive debt, metacognitive laziness, cognitive fatigue and automation bias, and all of them share a common core: the transfer of epistemic agency from the learner to the system. In the clinical domain, three stage-specific risks are described: never-skilling, deskilling and mis-skilling. Dependence is further associated with anxiety and depressive symptoms, and with high uncritical acceptance of fabricated content and references. The effect is not deterministic: mode of use, AI literacy, metacognitive scaffolding and assessment design consistently moderate the direction of the outcome. **Conclusions.** Cognitive dependence on GenAI is a plausible and measurable educational risk, but a conditional one. The evidence supports neither prohibition nor uncritical adoption, but rather curricular and assessment redesign aimed at preserving students' epistemic agency. Longitudinal studies with objective measures of unassisted competence are needed, as is an Ibero-American body of research that remains scarce.

Keywords: artificial intelligence; health education; critical thinking; health sciences students; clinical reasoning; metacognition. *(MeSH terms)*

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Introducción

La liberación pública de los grandes modelos de lenguaje a finales de 2022 introdujo en las aulas universitarias un artefacto cognitivo sin precedentes. A diferencia de las tecnologías educativas anteriores, como el buscador, la enciclopedia digital o el gestor bibliográfico, que ampliaban el acceso a la información pero dejaban intacto el trabajo de interpretarla, los sistemas de inteligencia artificial generativa (IAG) ejecutan directamente operaciones cognitivas de alto nivel: sintetizan, argumentan, comparan alternativas, redactan y emiten juicios. El cambio no es de grado sino de naturaleza, y plantea una pregunta que la investigación educativa apenas comienza a responder con datos: si la máquina realiza el razonamiento que el proceso formativo estaba diseñado para construir, ¿qué le queda por construir al estudiante?

La cuestión no es nueva en psicología cognitiva. La literatura sobre *descarga cognitiva* (*cognitive offloading*) documenta desde hace más de una década que la externalización de la memoria hacia dispositivos digitales modifica lo que se recuerda y cómo se recuerda. El trabajo seminal sobre el denominado «efecto Google» mostró que, cuando las personas esperan poder acceder después a una información, recuerdan peor esa información y mejor el lugar donde encontrarla, de modo que internet opera como una forma de memoria transactiva externa [2]. Modelizaciones posteriores han explicado la descarga como una decisión racional basada en el valor esperado: el sistema cognitivo compara el coste de oportunidad de mantener información en una memoria de capacidad limitada frente al coste mucho menor de recurrir a un recordatorio externo de capacidad prácticamente ilimitada [3]. Desde esta perspectiva, descargar no es un defecto sino una estrategia adaptativa.

El problema aparece cuando el objeto de la descarga deja de ser el dato y pasa a ser el proceso. Un estudio de método mixto con 666 participantes de distintos grupos etarios y niveles educativos halló una correlación negativa significativa entre la frecuencia de uso de herramientas de IA y las puntuaciones de pensamiento crítico, mediada por un aumento de la descarga cognitiva; los participantes más jóvenes mostraron mayor dependencia y menor pensamiento crítico que los de mayor edad, mientras que el nivel educativo alcanzado operó como factor protector con independencia del uso de IA [1]. Este hallazgo, replicado después en poblaciones y contextos diversos, instaló en la agenda investigadora la hipótesis de que la delegación habitual del razonamiento podría tener un coste acumulativo.

En ciencias de la salud esta hipótesis adquiere una dimensión adicional. La competencia del profesional sanitario no se reduce a la recuperación de conocimiento declarativo: descansa sobre el razonamiento clínico, es decir, sobre la capacidad de encuadrar un problema mal definido, jerarquizar hallazgos, discriminar entre alternativas plausibles, calibrar la incertidumbre y revisar

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

el plan cuando aparece nueva información. Esa competencia se construye a través de un trabajo cognitivo esforzado y progresivo que no admite atajos sin consecuencias. Si la IAG produce respuestas fluidas, seguras y verosímiles antes de que el estudiante haya intentado razonar por sí mismo, la pregunta deja de ser académica: concierne a la seguridad del paciente que ese estudiante atenderá.

La evidencia disponible sobre la magnitud del fenómeno en esta población es consistente. Un estudio transversal con 722 estudiantes de medicina encontró una prevalencia de uso de IAG del 96,3 % y una correlación inversa significativa entre dependencia y pensamiento crítico, confirmada en regresión lineal múltiple tras ajustar por edad [5]. Un trabajo de método mixto secuencial explicativo con 1 295 estudiantes de medicina chinos documentó una puntuación global de dependencia de 21,91 ± 6,75, con más del 60 % de la muestra informando dependencia de la IAG, y halló que el pensamiento crítico mostraba una correlación negativa significativa con esa dependencia mientras que la expectativa de rendimiento, la presión académica y la influencia social la predecían positivamente [4]. En enfermería, un estudio con 279 estudiantes registró un 83,9 % de uso, mayoritariamente de asistentes conversacionales, junto con preocupaciones expresas sobre la fiabilidad de la información generada, la dependencia y el impacto en el pensamiento crítico [6].

Sin embargo, la lectura de esta evidencia exige cautela. Revisiones recientes advierten que el efecto de la IAG sobre la cognición no es unidireccional: una revisión sistemática con registro PROSPERO sobre las implicaciones epistémicas de la IAG en educación superior concluyó que estas tecnologías funcionan simultáneamente como andamiaje cognitivo y como fuente de vulnerabilidad epistémica, y que las consecuencias educativas están mediadas principalmente por el diseño pedagógico, la alfabetización en IA y las prácticas evaluativas, más que por la tecnología en sí [11]. Una revisión de alcance que cribó 5 327 registros e incluyó 123 estudios formuló la misma conclusión como un patrón dual: configuraciones que sostienen la agencia del aprendiz frente a configuraciones que la erosionan, en función de si el uso es de aumento o de sustitución [12]. En enfermería, una revisión de alcance específica sobre habilidades de pensamiento de orden superior identificó un papel igualmente paradójico y señaló que la integración debe ser juiciosa, pues la IAG introduce riesgos de dependencia cognitiva y de reducción del compromiso crítico [13].

En el ámbito iberoamericano, la producción es todavía incipiente pero creciente y metodológicamente sólida. En Ecuador, un estudio transversal con 540 estudiantes universitarios que aplicó la Escala de Dependencia de la Inteligencia Artificial y la escala GAAIS halló un nivel moderado de dependencia y un perfil actitudinal ambivalente, con ambas dimensiones

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

actitudinales prediciendo significativamente la dependencia mediante modelos de ecuaciones estructurales [9]. También en Ecuador, un trabajo con 668 estudiantes de cuatro carreras de ciencias de la salud de una universidad pública documentó diferencias sociodemográficas en tres dimensiones de involucramiento con la IA, a saber, las percepciones críticas, el uso práctico y el conocimiento y preparación, con percepciones críticas más altas en mujeres y uso práctico más alto en varones [7]. En Costa Rica, una encuesta a 270 estudiantes de cinco programas de ciencias de la salud de cuatro universidades encontró que más del 80 % declaraba conocimiento moderado o alto de IA y uso frecuente de herramientas como ChatGPT, pero más del 90 % no había recibido formación institucional formal y la conciencia ética sobre desinformación y sesgo era limitada [8]. En Perú, un estudio transversal con 187 estudiantes de medicina humana documentó asociaciones significativas entre dependencia de la IAG y ansiedad y depresión [10]. Una revisión de alcance en español que incluyó 27 estudios publicados entre 2023 y 2026 sintetizó este panorama bajo la denominación de «paradoja de la IA educativa» [14].

A pesar de este cuerpo creciente de evidencia, persiste una fragmentación notable. Los estudios sobre descarga cognitiva proceden mayoritariamente de la psicología educativa general y rara vez se realizan en poblaciones sanitarias; los estudios sobre razonamiento clínico y IA son predominantemente conceptuales; y la literatura iberoamericana, cuando existe, se concentra en actitudes y percepciones más que en desenlaces cognitivos. No se ha localizado una síntesis que integre estos cuerpos de evidencia en torno al constructo específico de dependencia cognitiva en estudiantes de ciencias de la salud.

Objetivo general. Mapear y sintetizar críticamente la evidencia disponible sobre la dependencia cognitiva de la inteligencia artificial en estudiantes de ciencias de la salud.

Objetivos específicos. (i) Delimitar conceptualmente la dependencia cognitiva y los constructos afines; (ii) describir la prevalencia y los patrones de uso de IAG en esta población; (iii) sintetizar la evidencia sobre su asociación con el pensamiento crítico y el rendimiento; (iv) identificar los mecanismos psicológicos y afectivos propuestos; (v) analizar sus implicaciones específicas para el razonamiento clínico; (vi) examinar los riesgos para la integridad académica y la fiabilidad informacional; (vii) caracterizar la evidencia iberoamericana; y (viii) identificar los factores moderadores y protectores descritos.

Pregunta de revisión. ¿Qué evidencia existe sobre la naturaleza, la magnitud, los mecanismos y los moderadores de la dependencia cognitiva de la inteligencia artificial generativa en estudiantes de ciencias de la salud?

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Metodología

2.1. Diseño

Se realizó una revisión de alcance (*scoping review*), diseño apropiado cuando el propósito es mapear un cuerpo de evidencia heterogéneo, emergente y conceptualmente poco consolidado, identificar los principales constructos y teorías en uso, y señalar vacíos de conocimiento. El reporte siguió las recomendaciones de la extensión PRISMA para revisiones de alcance (PRISMA-ScR), que establece veinte ítems esenciales de comunicación [15]. No se registró protocolo previo, circunstancia que se declara como limitación.

2.2. Pregunta y marco PCC

La pregunta se estructuró conforme al marco Población–Concepto–Contexto:

- **Población:** estudiantes universitarios de carreras de ciencias de la salud (medicina, enfermería, odontología, farmacia, terapia física y respiratoria, nutrición, psicología clínica, obstetricia, tecnologías médicas), en pregrado o posgrado. Se admitió literatura sobre estudiantes universitarios en general cuando aportaba el marco conceptual o mecanismos no documentados aún en población sanitaria.
- **Concepto:** dependencia cognitiva de la inteligencia artificial generativa y constructos afines (descarga cognitiva, deuda cognitiva, pereza metacognitiva, sobredependencia, externalización del razonamiento, transferencia de agencia epistémica).
- **Contexto:** educación superior formal, en cualquier región geográfica, con atención específica al contexto iberoamericano.

2.3. Fuentes de información y estrategia de búsqueda

Se interrogaron las bases de datos PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, ERIC, SciELO y Redalyc, complementadas con los motores de búsqueda académicos asistidos Consensus, Elicit y SciSpace, que indexan conjuntamente más de 280 millones de registros procedentes de Semantic Scholar, OpenAlex, PubMed y Crossref. La búsqueda se ejecutó entre septiembre y octubre de 2026 y abarcó publicaciones desde enero de 2022, fecha que precede a la difusión masiva de los asistentes conversacionales, hasta octubre de 2026.

La estrategia combinó tres bloques de descriptores mediante operadores booleanos. En PubMed, la sintaxis base fue:

BY NC SA

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

("artificial intelligence"[MeSH] OR "generative artificial intelligence"[MeSH] OR ChatGPT OR "large language model*") AND (dependence OR dependency OR overreliance OR"cognitive offloading" OR "critical thinking") AND ("students, medical"[MeSH] OR "students, nursing"[MeSH] OR "students, health occupations"[MeSH] OR "health sciences students")

En las bases iberoamericanas se emplearon los descriptores equivalentes en español: *inteligencia artificial*, *inteligencia artificial generativa*, *dependencia*, *descarga cognitiva*, *pensamiento crítico*, *estudiantes de ciencias de la salud*, *educación médica*. Se revisaron adicionalmente las listas de referencias de las revisiones incluidas (búsqueda en bola de nieve hacia atrás).

2.4. Criterios de elegibilidad

Criterios de inclusión. (a) Estudios empíricos cuantitativos, cualitativos o de método mixto; revisiones sistemáticas, de alcance o integrativas; y artículos conceptuales o de posición publicados en revistas revisadas por pares. (b) Población de estudiantes universitarios, con prioridad para ciencias de la salud. (c) Abordaje explícito de la relación entre uso o dependencia de IAG y procesos cognitivos, metacognitivos, de razonamiento clínico o de integridad académica. (d) Publicación en español o inglés. (e) Texto completo disponible y registro bibliográfico verificable mediante DOI, PMID o identificador equivalente.

Criterios de exclusión. (a) Trabajos centrados exclusivamente en el rendimiento técnico de los modelos sin componente educativo. (b) Estudios sobre inteligencia artificial no generativa aplicada a diagnóstico por imagen sin implicación formativa. (c) Editoriales, cartas al director y resúmenes de congreso sin datos originales ni desarrollo conceptual sustantivo. (d) Publicaciones cuya referencia bibliográfica no pudo verificarse de manera independiente.

2.5. Selección y extracción

La selección se realizó en dos fases: cribado por título y resumen, y lectura de texto completo. Toda referencia incorporada fue verificada de forma independiente contra su registro de origen (PubMed, Crossref o el sitio del editor) comprobando autoría, título, revista, año e identificador digital. Esta verificación se consideró un requisito metodológico del propio trabajo, dada la documentada propensión de los modelos generativos a fabricar citas bibliográficas verosímiles pero inexistentes. Ese fenómeno se analiza en el apartado 3.6 y constituye un riesgo directo para la integridad de cualquier revisión contemporánea.

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

La extracción se organizó en una matriz estructurada con los campos: autoría y año; país; diseño; tamaño y composición muestral; disciplina; instrumentos; constructo cognitivo evaluado; principales resultados; moderadores identificados; y limitaciones declaradas por los autores.

2.6. Síntesis

Dada la heterogeneidad de diseños, instrumentos y operacionalizaciones del constructo, no se intentó síntesis cuantitativa. Se aplicó un análisis temático de tipo configurativo, agrupando los hallazgos en ocho dominios definidos iterativamente a partir del material: (1) marco conceptual; (2) prevalencia y patrones de uso; (3) dependencia y pensamiento crítico; (4) mecanismos psicológicos y afectivos; (5) razonamiento clínico; (6) integridad académica y fiabilidad informacional; (7) evidencia iberoamericana; y (8) factores moderadores y protectores. Los resultados se presentan siguiendo esta estructura.

Resultados y análisis

3.1. Marco conceptual: de la descarga cognitiva a la dependencia

La literatura revisada emplea al menos cinco constructos solapados que conviene distinguir, porque las implicaciones educativas de cada uno difieren.

Descarga cognitiva (*cognitive offloading*). Es el constructo matriz: la acción física o mental de utilizar un recurso externo para reducir la demanda cognitiva interna. Es un comportamiento normal y adaptativo, descrito mucho antes de la IAG [2], y explicable como una decisión basada en el valor esperado en la que el sistema cognitivo pondera el coste de oportunidad de la memoria interna frente al coste de acción del recordatorio externo [3]. Su carácter problemático no es intrínseco sino que depende de qué se descarga.

Esta distinción ha sido formalizada recientemente. Un estudio de encuesta con diseño de tres olas y desfase temporal sobre 589 estudiantes universitarios y profesionales noveles diferenció la **descarga dependiente**, consistente en delegar en la IA el núcleo del pensamiento, de la **descarga autónoma**, que emplea la IA como andamiaje conservando la agencia cognitiva. La descarga dependiente se asoció positivamente con la transferencia de agencia cognitiva y negativamente con la motivación intrínseca, lo que a su vez se vinculó con peores desenlaces percibidos en capacidad autónoma, creatividad, procesamiento profundo y juicio independiente; la descarga autónoma mostró el patrón inverso. El hallazgo más relevante para la práctica docente es que ambos modos produjeron beneficios inmediatos comparables pese a sus correlatos divergentes a medio plazo, lo

BY NC SA

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

que sugiere que el compromiso potencialmente desadaptativo con la IA resulta difícil de detectar por el propio usuario a partir de su experiencia inmediata [17].

Deuda cognitiva (*cognitive debt*). Denominación propuesta a partir de un estudio experimental con registro electroencefalográfico en el que 54 estudiantes universitarios redactaron ensayos a lo largo de cuatro sesiones bajo tres condiciones distintas, con asistente conversacional, con buscador o sin herramienta alguna. El grupo que empleó el modelo de lenguaje mostró la conectividad neural más débil y el grupo sin herramientas la más amplia; al invertirse las condiciones en la cuarta sesión, quienes habían usado el modelo y debieron escribir sin él siguieron mostrando baja activación y peor recuerdo del propio texto, mientras que quienes habían escrito sin asistencia y recibieron después el modelo obtuvieron mejor recuerdo y redes neurales más extensas [16]. La metáfora de la deuda captura la idea de un coste diferido: el ahorro de esfuerzo es inmediato, la factura se presenta después. Conviene señalar que el tamaño muestral del análisis electroencefalográfico fue reducido y que el trabajo circuló inicialmente como preprint, por lo que sus conclusiones deben tomarse como indicativas.

Pereza metacognitiva (*metacognitive laziness*). Constructo acuñado en un estudio experimental aleatorizado con 117 estudiantes universitarios que compararon el apoyo de un asistente conversacional, de un experto humano, de herramientas de analítica de escritura y de ninguna ayuda adicional. El grupo asistido por IA superó a los demás en la mejora de la puntuación del ensayo, pero no difirió significativamente en ganancia de conocimiento ni en transferencia; el análisis de los procesos de aprendizaje autorregulado reveló secuencias distintas entre grupos, y los autores concluyeron que la IA puede promover dependencia tecnológica y desencadenar una «pereza» metacognitiva que dificulta la autorregulación y el compromiso profundo [18]. La lección es precisa: la mejora del producto no garantiza el aprendizaje.

Dependencia epistémica. Formulación conceptual más reciente que desplaza el foco desde el comportamiento hacia la responsabilidad. Se define como aquella relación aprendiz–IA en la que las salidas generadas se vuelven epistémicamente directivas, reduciendo la verificación, la interpretación, la justificación, la producción de conocimiento y la regulación epistémica propias del estudiante. El marco distingue explícitamente este constructo de la alfabetización en IA, el sesgo de automatización, la descarga cognitiva y la falta académica, y lo articula mediante un mecanismo de tres pasos: salida de la IA, aceptación por el aprendiz y desplazamiento del juicio [19].

Confianza y vía dual. Un modelo de ecuaciones estructurales fundado en la teoría de la cognición distribuida examinó cómo la confianza de los estudiantes en la IAG se relaciona con el

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

compromiso en pensamiento crítico a través de la utilidad percibida, la descarga cognitiva y la autoeficacia en IA. La confianza se asoció positivamente con utilidad percibida y autoeficacia, ambas asociadas a su vez con mayor pensamiento crítico, mientras que la descarga cognitiva se asoció negativamente con el pensamiento crítico. La confianza, por tanto, no es uniformemente beneficiosa: opera por una vía habilitadora y otra restrictiva simultáneamente [20].

La consecuencia conceptual de este conjunto es que **la dependencia cognitiva no debe definirse por la frecuencia de uso sino por el modo de uso**. Dos estudiantes con idéntica intensidad de interacción pueden encontrarse en situaciones cognitivas opuestas según conserven o cedan la operación de juzgar.

3.2. Prevalencia y patrones de uso en estudiantes de ciencias de la salud

Los datos de prevalencia son notablemente convergentes pese a la diversidad geográfica.

En **medicina**, el estudio transversal con 722 estudiantes de un colegio médico público indio registró un uso de IAG del 96,3 % (695/722), con una puntuación mediana de dependencia de 2,1 (RIC 1,6–2,7); los varones presentaron dependencia superior a las mujeres ($p = 0,019$) y los estudiantes de último año superior a los de otros cursos ($p < 0,001$) [5]. En China, la serie de 1 295 estudiantes de medicina mostró que la IAG estaba profundamente integrada en las rutinas diarias de estudio, con preferencia marcada por plataformas de propósito general frente a herramientas médicas especializadas, cuya utilización fue excepcionalmente baja, y con posibilidades de aplicación clínica por debajo del 20 % en todos los escenarios evaluados [4]. Esta disociación es significativa: los estudiantes usan intensivamente herramientas no diseñadas para contextos clínicos.

En **Nigeria**, una encuesta multicéntrica a 328 estudiantes de medicina de tres facultades documentó que el 98,2 % empleaba asistentes conversacionales, considerándolos útiles para comprender conceptos difíciles (92,9 %), para el aprendizaje autodirigido (83,1 %) y para ahorrar tiempo de estudio (81,2 %). Simultáneamente, los participantes expresaron preocupación por la desinformación (75,1 %), la deshonestidad académica (60,7 %) y la reducción del pensamiento crítico (47,4 %), y los autores subrayaron que la adopción se produce sin directrices institucionales claras [21].

En **enfermería**, el estudio albanés con 279 estudiantes registró un 83,9 % de uso, de los cuales el 78,2 % recurría a asistentes conversacionales; el motivo más frecuente fue la búsqueda de información (92,3 %), seguido del estudio y comprensión de contenidos de clase (41 %). El promedio de calificaciones fue el único predictor independiente del uso en el análisis

e-ISSN: 3121-2980
Doi:

multivariable. Los estudiantes percibieron un impacto moderado en el aprendizaje, tanto en la comprensión de clases como en la preparación de exámenes, pero bajo en autoconfianza y empatía, y manifestaron preocupaciones sobre fiabilidad, dependencia e impacto en el pensamiento crítico [6].

En **Ucrania**, un estudio con 244 participantes entre estudiantes de medicina, internos y doctorandos halló que el 84 % utilizaba IA con fines académicos, principalmente para búsqueda de información (70 %), mientras que proporciones menores admitían usos constitutivos de deshonestidad académica, como la redacción de ensayos (14 %) o la entrega de trabajos previamente generados (9 %). Las opiniones sobre si el uso de IA constituye falta académica estaban divididas: 36 % afirmativo, 26 % lo consideraba aceptable y 38 % indeciso [22].

Un estudio multinacional con 2 661 estudiantes de ciencias de la salud del continente americano, procedentes de medicina, enfermería, odontología, nutrición y laboratorio clínico, realizado entre mayo y junio de 2023, encontró en cambio que el 42,99 % (1 144/2 661) desconocía la herramienta en el momento del muestreo, con una puntuación mediana de conocimiento calificada de «mínima», aunque siete de cada diez de quienes la conocían la empleaban para tareas académicas [23]. La discrepancia con las cifras posteriores ilustra la velocidad de la adopción: en apenas dos años el fenómeno pasó de minoritario a prácticamente universal.

Finalmente, un estudio transversal con 81 estudiantes de medicina aportó una caracterización cualitativa del patrón de uso problemático: el 63 % presentó un uso adaptativo y el 37 % un uso tendente a problemático, sin casos de adicción completa. Los autores destacaron que los patrones de atrofia cognitiva dominaron la estructura de respuestas, de modo que el 62 % tendía a aceptar acríticamente las respuestas de la IA como verdaderas, mientras que los signos de apego emocional fueron mínimos, y encontraron una correlación positiva fuerte entre confianza acrítica en la IA y ansiedad ante su ausencia ($\rho = 0{,}433$; $p = 0{,}0001$). Documentaron además un fenómeno de disimulación: el ocultamiento del uso de IA [24].

Síntesis del dominio. El uso es universal, intensivo y mayoritariamente orientado a la búsqueda y comprensión de información; la arquitectura del uso problemático es fundamentalmente cognitiva y no emocional; y la adopción ha precedido sistemáticamente a la regulación institucional.

3.3. Dependencia y pensamiento crítico: la evidencia cuantitativa

Este es el dominio con mayor densidad de evidencia y, también, el de hallazgos más matizados.

La asociación inversa directa ha sido documentada con instrumentos validados. En la serie india, la dependencia de IAG mostró una correlación inversa significativa con el pensamiento crítico

BY NC SA

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

medido mediante el *Critical Thinking Disposition Assessment Questionnaire* (ρ = −0,248; p < 0,001), y la regresión lineal múltiple confirmó que una mayor dependencia (B = −1,487; p < 0,001) y una mayor edad (B = −0,868; p = 0,008) se asociaban con menor pensamiento crítico. Las mujeres puntuaron más alto en pensamiento crítico que los varones (72 frente a 69; p < 0,001) y los estudiantes de primer año más alto que los de cursos posteriores (p = 0,031) [5]. Este último dato merece atención: si la dependencia aumenta y el pensamiento crítico disminuye conforme avanza la carrera, el gradiente es opuesto al que el diseño curricular persigue.

En la serie china, el análisis de regresión lineal multivariante mostró igualmente que el pensamiento crítico presentaba una correlación negativa significativa con la dependencia de IAG, mientras que la expectativa de rendimiento, la presión académica y la influencia social se correlacionaban positivamente con ella [4]. La presión académica como predictor sugiere que la dependencia puede entenderse, en parte, como una estrategia de afrontamiento ante demandas percibidas como excesivas.

Fuera del ámbito sanitario pero con relevancia mecanística, un estudio con 580 estudiantes universitarios probó un modelo de mediación moderada y halló que la mayor dependencia de la IA se asociaba con menores niveles de pensamiento crítico, con la **fatiga cognitiva** mediando parcialmente la relación. La alfabetización informacional amortiguó el impacto negativo de la dependencia sobre el pensamiento crítico, pero, de forma contraintuitiva, amplificó la fatiga cognitiva cuando la dependencia era elevada [25]. Los autores interpretan este doble papel como el coste de la vigilancia: verificar críticamente las salidas de la IA es cognitivamente costoso.

Un estudio con 639 estudiantes universitarios indonesios mediante ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales refinó esta lectura: la dependencia de la IA **no** afectó directamente a la disposición al pensamiento crítico (β = 0,05; p = 0,31), sino que operó a través de dos vías mediadoras de signo contrario: la fatiga cognitiva (β = −0,60; p = 0,00), que la debilita, y el compromiso (β = 0,36; p = 0,00), que la fortalece [26]. El resultado neto depende, por tanto, de cuál de las dos vías predomine en un contexto dado.

En población específicamente sanitaria, un estudio multicéntrico con internos de enfermería en China encontró que la dependencia de la IA se asociaba positivamente con la capacidad de pensamiento crítico, de forma directa e indirecta a través de la alfabetización en IA, que mediaba parcialmente la relación; el modelo explicó el 52 % de la varianza [27]. Este resultado, de dirección opuesta a los anteriores, es importante por dos razones: muestra que la asociación no es universal y sugiere que en poblaciones con alfabetización en IA elevada la relación puede

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN
e-ISSN: 3121-2980
Doi:

invertirse. También ilustra una limitación transversal de este cuerpo de evidencia: la direccionalidad causal no puede establecerse con diseños de corte.

Un estudio de método mixto con 222 estudiantes de enfermería en Turquía abordó un constructo contiguo, el deterioro atencional autopercibido, y halló una correlación positiva moderada y significativa entre dependencia de la IA y esa medida (r = 0,39); el análisis cualitativo mostró que los estudiantes recurrían intensamente a la IA en la preparación de exámenes y algunos informaban reducción de la concentración y embotamiento del pensamiento [28].

Finalmente, dos síntesis amplias ofrecen el marco interpretativo. Una revisión sistemática que analizó 68 trabajos revisados por pares propuso un modelo de doble impacto en el que las prestaciones de la IAG y sus riesgos espejo se proyectan sobre cinco mediadores cognitivo-metacognitivos, que son la calidad del prompt, la autorregulación, el compromiso, la confianza y la crítica metacognitiva, y sobre tres inhibidores: alucinación, sesgo de automatización y dependencia de la solución rápida [29]. Estudios con 245 estudiantes indonesios y con 311 estudiantes vietnamitas, empleando respectivamente el Watson-Glaser y modelos PLS-SEM, coinciden en que la intensidad de uso predice negativamente el pensamiento crítico pero que esta relación está moderada por la competencia digital y la alfabetización en IA, con efectos negativos sustancialmente mayores en los estudiantes de menor alfabetización [30,31].

Tabla 1. Síntesis de estudios cuantitativos sobre dependencia de IA y desenlaces cognitivos

Estudio (ref.)	País	n	Población	Hallazgo principal
Siva PM et al. [5]	India	722	Medicina	Uso 96,3 %; dependencia y pensamiento crítico: ρ = −0,248 (p < 0,001)
Fu L et al. [4]	China	1 295	Medicina	Dependencia 21,91 ± 6,75; > 60 % dependientes; correlación negativa con pensamiento crítico
Taka I et al. [6]	Albania	279	Enfermería	Uso 83,9 %; preocupación por dependencia (media 2,75) y por el pensamiento crítico (2,80)
Nwankwo EP et al. [21]	Nigeria	328	Medicina	Uso 98,2 %; 47,4 % percibe reducción del pensamiento crítico
Lymar L et al. [22]	Ucrania	244	Medicina, internado y doctorado	Uso académico 84 %; 14 % redacta ensayos con IA; 38 % indeciso sobre si constituye falta
Cherrez-Ojeda I et al. [23]	Multinacional (Américas)	2 661	Ciencias de la salud	42,99 % desconocía la herramienta en 2023; conocimiento mediano «mínimo»
Tian J, Zhang R [25]	China	580	Universitarios	Fatiga cognitiva media parcialmente; la alfabetización informacional amortigua pero amplifica la fatiga
Rafsanjani MA et al. [26]	Indonesia	639	Universitarios	Sin efecto directo; mediación opuesta: fatiga (β = −0,60) frente a compromiso (β = 0,36)
Cui W, Zhang X [27]	China	n.e.	Internos de enfermería	Asociación positiva; la alfabetización en IA media parcialmente (R^2 = 0,52)
Sağlam R, Kalanlar B [28]	Turquía	222	Enfermería	Dependencia y deterioro atencional autopercibido: r = 0,39
Gerlich M [1]	Multinacional	666	Población general	Correlación negativa uso-pensamiento crítico mediada por descarga cognitiva

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Estudio (ref.)	País	n	Población	Hallazgo principal
Zhu Q et al. [17]	China	589	Universitarios y profesionales noveles	Descarga dependiente frente a autónoma: desenlaces divergentes pese a beneficios inmediatos equivalentes

n.e.: no especificado en el registro disponible. Elaboración propia a partir de las fuentes citadas.

3.4. Mecanismos psicológicos y afectivos

Más allá del desenlace cognitivo, la literatura identifica correlatos afectivos relevantes para el bienestar estudiantil.

El estudio peruano con 187 estudiantes de medicina humana es el más pertinente para el contexto iberoamericano. Aplicando la Escala de Dependencia de la Inteligencia Artificial y la DASS-21, encontró correlaciones significativas entre dependencia de IAG y ansiedad ($\rho = 0{,}336$; IC 95 % 0,22–0,44) y depresión ($\rho = 0{,}316$; IC 95 % 0,20–0,43), y una correlación menor con estrés ($\rho = 0{,}277$). En los modelos de regresión binomial negativa ajustados por sexo, edad, ingresos y año de estudio, cada punto de incremento en dependencia se asoció con un 5 % más de puntuación esperada de ansiedad (RR 1,05; IC 95 % 1,01–1,09; $p = 0{,}01$) y un 4 % más de depresión (RR 1,04; IC 95 % 1,01–1,08; $p = 0{,}03$); la asociación con estrés fue positiva pero no significativa [10]. Los autores subrayan apropiadamente que el diseño transversal impide establecer dirección causal: la dependencia podría generar malestar, el malestar podría favorecer la dependencia como estrategia de afrontamiento, o ambos podrían compartir determinantes comunes como la presión académica.

El mecanismo de la **fatiga cognitiva** aporta una explicación plausible de este vínculo. Si la verificación crítica de las salidas de la IA consume recursos atencionales y la alfabetización informacional incrementa paradójicamente esa carga en condiciones de alta dependencia [25], el estudiante competente que usa intensivamente la IA se encuentra en una posición exigente: debe sostener una vigilancia epistémica continua sobre un flujo de contenido fluido y persuasivo.

Un tercer mecanismo concierne a la **motivación y la propiedad psicológica**. La descarga dependiente se asoció negativamente con la motivación intrínseca, y esta mediación explicó parte del deterioro de los desenlaces cognitivos percibidos [17]. En paralelo, un estudio con 517 estudiantes mediante análisis de rutas en un marco estímulo–organismo–respuesta encontró que la descarga beneficiosa, la agencia/autonomía y la autoeficacia se asociaban positivamente con la cocreación y la confianza en tareas futuras, mientras que la descarga dependiente no mostró asociación significativa con ninguno de los dos desenlaces tras considerar las demás variables [32].

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

El patrón que emerge es coherente: **la delegación del núcleo del pensamiento reduce la propiedad psicológica sobre el producto, y esa pérdida de propiedad debilita la motivación intrínseca que sostiene el esfuerzo de aprender.**

3.5. Implicaciones para el razonamiento clínico

Este dominio es el que distingue a las ciencias de la salud del resto de la educación superior, y la literatura ha desarrollado en él una taxonomía de riesgos particularmente útil.

Tres revisiones convergen en diferenciar tres mecanismos de daño competencial [33,34,35]:

- **Never-skilling** (no adquisición): el estudiante de ciclo preclínico nunca llega a desarrollar los modelos mentales fundamentales porque la IA ejecuta esas operaciones antes de que él lo intente. El riesgo es máximo en quienes aún no poseen las competencias que podrían erosionarse.
- **Deskilling** (desaprendizaje): el residente o profesional cuya competencia ya consolidada se degrada por desuso ante la asistencia continua. Afecta especialmente a quienes tienen el juicio aún en consolidación.
- **Mis-skilling** (adquisición errónea): la incorporación de errores y sesgos generados por la IA como práctica correcta. Surge allí donde herramientas sesgadas se encuentran con aprendices que toman decisiones sin supervisión.

Una revisión narrativa que sintetizó literatura de PubMed y Scopus sobre la intersección entre IA, razonamiento clínico y competencias humanísticas identificó estas tres vulnerabilidades junto con el **sesgo de automatización**, entendido como la aceptación acrítica de recomendaciones generadas por máquina, y argumentó que las evaluaciones basadas en memoria, como las pruebas de opción múltiple, resultan crecientemente insuficientes para valorar la preparación clínica. Sus autores proponen una división del trabajo en la que «la IA atiende la historia clínica» mientras «los humanos atienden al paciente», y recomiendan que el pregrado priorice el razonamiento fisiopatológico para contrarrestar el *never-skilling* y que el posgrado enfatice la colaboración humano-IA y la reflexión deliberada frente al *deskilling* y el sesgo de automatización [33].

Un análisis publicado en una revista de posgrado médico formula el problema en términos de ecología cognitiva: la IAG no añade simplemente una capa más de apoyo a la decisión, sino que modifica el entorno en el que el razonamiento clínico se ejerce, se enseña y se juzga. El trabajo de razonar no desaparece, se redistribuye: el clínico realiza menos síntesis de primera pasada y más verificación, contextualización y juicio sobre salidas generadas por máquina. Esto puede reducir la carga, pero incrementa la vulnerabilidad al anclaje, al sesgo de automatización y al cierre

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

prematuro. El riesgo educativo, señalan los autores, no es solo que la IA se equivoque, sino que el uso habitual orientado a obtener primero la respuesta debilite el trabajo evolutivo mediante el cual se forma la pericia adaptativa [34].

Un rediseño informado teóricamente de la enseñanza del razonamiento clínico propone que la unidad de análisis se desplace del aprendiz individual a la **díada aprendiz–IA**, y plantea cinco estrategias transversales: introducir herramientas de IAG tempranamente en el currículo, preservar flujos de trabajo en los que el razonamiento precede a la consulta a la IA, promover autonomía graduada en el uso clínico, capacitar al profesorado para supervisar el razonamiento asistido, y repensar la evaluación del razonamiento clínico [35]. En la misma línea, un marco publicado en una revista de salud digital propone calibrar la integración según el grado de **desplazamiento cognitivo**, es decir, la medida en que una herramienta asume el razonamiento que la formación pretende construir, y sostiene que el principio rector debe ser la calibración y no la prohibición, dado que la adopción ha superado ya a la política institucional [36].

Una revisión sistemática que partió de 11 269 registros e incluyó 29 estudios conforme a PRISMA 2020 documentó que el sesgo de automatización apareció en 10 estudios, las preocupaciones sobre desprofesionalización en 9 y los impactos sobre el razonamiento diagnóstico en 9. Concluyó que la IAG mejora significativamente la precisión diagnóstica, la eficiencia del flujo de trabajo y la calidad de la decisión en radiología, telesalud y educación, pero que la sobredependencia introduce riesgos de sesgo de automatización, desprofesionalización cognitiva y pérdida de autonomía interpretativa; entre las estrategias de mitigación identificó los marcos de humano en el bucle, la IA explicable, la gobernanza ética y la recapacitación continua [37].

Un comentario publicado en una revista neumológica de referencia añade una consideración cognitiva de calado. Los modelos de lenguaje operan por reconocimiento de patrones sobre modelado estadístico del texto, lo que funciona bien en problemas de estructura y reglas definidas, pero resulta menos apropiado para desafíos complejos y de retroalimentación demorada como los de la medicina. El razonamiento inductivo, que explica y enlaza los hallazgos de un caso a partir de mecanismos fisiopatológicos, corresponde al pensamiento analítico deliberado, y los autores argumentan que la facilidad de «resolver» un caso mediante IA puede socavar la motivación del estudiante para realizar el trabajo arduo que después permitirá razonar ante los problemas más difíciles. Advierten además sobre la propensión de estos sistemas a reproducir sesgos presentes en los datos de entrenamiento y sobre la evidencia de que las personas pueden heredar sesgos de la IA [38].

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Frente a este cuadro predominantemente admonitorio, conviene registrar evidencia experimental de signo distinto. Un estudio cuasiexperimental pretest–postest con 62 estudiantes de medicina comparó un grupo que resolvió casos clínicos con IAG y un grupo control con métodos tradicionales, y encontró una mejora marcadamente mayor en el grupo experimental en precisión diagnóstica, calidad del razonamiento y reducción del tiempo de resolución, con percepciones estudiantiles muy positivas; los autores identificaron riesgos moderados de error que no afectaron a la valoración global, y concluyeron que la IAG refuerza el aprendizaje diagnóstico siempre que su implementación ocurra dentro de un marco ético y pedagógico apropiado [39]. La discrepancia con la literatura conceptual se explica probablemente por la diferencia entre desempeño asistido inmediato y competencia no asistida diferida: el primero mejora, mientras que la evidencia sobre el segundo es la que suscita preocupación.

3.6. Integridad académica y fiabilidad informacional

La dependencia cognitiva tiene un correlato documental que resulta especialmente grave en un campo donde la evidencia sustenta la práctica: la aceptación acrítica de contenidos y referencias fabricados.

La magnitud del problema ha sido cuantificada con rigor. Un estudio que generó 84 breves revisiones de literatura sobre 42 temas multidisciplinares y analizó las 636 citas bibliográficas resultantes encontró que el 55 % de las citas producidas por GPT-3.5 y el 18 % de las producidas por GPT-4 eran fabricadas; además, entre las citas reales, el 43 % de las de GPT-3.5 y el 24 % de las de GPT-4 contenían errores sustantivos [40]. En el ámbito biomédico, un análisis comparativo que evaluó 471 referencias en el contexto de revisiones sistemáticas halló tasas de alucinación del 39,6 % para GPT-3.5, del 28,6 % para GPT-4 y del 91,4 % para Bard, con tasas de precisión que no superaron el 13,4 % en ningún modelo; los autores desaconsejan explícitamente el despliegue de estos sistemas como herramienta primaria o exclusiva para revisiones sistemáticas [41].

Un estudio observacional que generó 30 artículos médicos breves con al menos tres referencias cada uno verificó 115 referencias y encontró que el 47 % eran fabricadas, el 46 % auténticas pero inexactas, y solo el 7 % auténticas y exactas; el error más frecuente fue el identificador PMID incorrecto, presente en el 93 % de los artículos, seguido de volumen y páginas incorrectos (64 % cada uno) y año de publicación erróneo (60 %) [42]. Una propuesta metodológica de puntuación de alucinación de referencias que sometió seis asistentes a los mismos diez prompts médicos encontró una variación sustancial entre sistemas y determinó que el mayor grado de alucinación correspondía a la relevancia de la referencia respecto a las palabras clave del prompt (61,6 %) y el

BY NC SA
e-ISSN: 3121-2980
Doi:

menor a los títulos (33,8 %); las puntuaciones fueron significativamente peores ante prompts complejos o basados en escenarios [43].

El problema se reproduce en disciplinas específicas. En patología oral, una comparación de cincuenta referencias por modelo encontró una precisión del 10 % para ChatGPT y una tasa de inexactitud del 88 % para Bard, con DOI que conducían al manuscrito correcto en solo el 12 % y el 4 % de los casos respectivamente [44]. En obstetricia, una evaluación de la capacidad de tres asistentes para citar 44 ensayos clínicos aleatorizados publicados en 2020 halló tasas de cita correcta del 13,6 %, 2,4 % y 0 %, y constató que la mayoría de las referencias proporcionaban DOI de estudios no relacionados o inexistentes [45]. En nefrología, una verificación de 199, 158 y 112 referencias únicas generadas por tres sistemas encontró que solo el 38 %, el 30 % y el 3 % respectivamente eran exactas [46].

La relevancia de estos datos para el objeto de esta revisión es directa. Si el 62 % de los estudiantes de medicina tiende a aceptar acríticamente las respuestas de la IA como verdaderas [24], y si una proporción sustancial de las referencias que esos sistemas producen son inexistentes o inexactas, el resultado previsible es la incorporación de literatura fantasma al aparato bibliográfico del trabajo académico estudiantil y, eventualmente, a la propia base de evidencia.

En el terreno de la conducta académica, el estudio ucraniano aporta la caracterización más completa: el 84 % de uso académico, con un 14 % admitiendo la redacción de ensayos mediante IA y un 9 % la entrega de trabajos pregenerados; la división de opiniones sobre si ello constituye falta académica (36 % sí, 26 % aceptable, 38 % indeciso) revela un vacío normativo que los autores señalan explícitamente, reclamando reglas nacionales que definan qué usos constituyen deshonestidad [22].

Desde el ámbito de la biblioteconomía en salud se ha propuesto una respuesta operativa. Un editorial que revisa tres años de política sobre IAG en una revista especializada argumenta que la descarga cognitiva excesiva amenaza el pensamiento profundo del que depende el aprendizaje, examina los desafíos que la IA plantea a la investigación, desde las citas alucinadas hasta las enfermedades inventadas, y propone un marco de Cumplimiento, Verificabilidad y Divulgación (CVD) para que los autores decidan si procede y cuándo utilizar IA, reafirmando que la educación y la investigación deben seguir siendo empresas centradas en lo humano [47].

3.7. Evidencia iberoamericana y brechas regionales

La producción iberoamericana sobre este objeto ha crecido con rapidez desde 2025, aunque conserva rasgos que conviene explicitar.

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

Ecuador concentra el mayor volumen de estudios localizados. El trabajo con 540 estudiantes universitarios que aplicó la Escala de Dependencia de la Inteligencia Artificial y la escala GAAIS halló un nivel moderado de dependencia y un perfil actitudinal ambivalente; ambas dimensiones actitudinales, la positiva y la negativa, predijeron significativamente la dependencia, lo que sugiere conductas de uso dual moldeadas tanto por la utilidad percibida como por la preocupación ética. Los estudiantes urbanos informaron mayor dependencia y mayor sensibilidad a los riesgos asociados, lo que los autores interpretan como expresión de desigualdades digitales; el modelo mostró ajuste comparativo adecuado (CFI = 0,976; TLI = 0,973) aunque con indicadores residuales que requieren refinamiento (RMSEA = 0,075) [9].

El estudio con 668 estudiantes de cuatro carreras de ciencias de la salud de una universidad pública ecuatoriana es, por su población, el más directamente pertinente. Mediante un cuestionario de 31 ítems reducido a 30 por análisis factorial exploratorio, con consistencia interna elevada (α de Cronbach 0,905–0,911), identificó tres dimensiones: percepciones críticas sobre la IA en la educación en ciencias de la salud, uso práctico de herramientas de IA, y conocimiento y preparación en IA. Los análisis ajustados mostraron asociación del sexo con percepciones críticas ($p = 0,013$) y uso práctico ($p = 0,043$), del programa académico con uso práctico ($p < 0,001$) y conocimiento/preparación ($p = 0,003$), y de la autoidentificación étnica con conocimiento/preparación ($p = 0,029$); los tamaños de efecto fueron pequeños (η^2 parcial 0,006–0,028) [7].

Otros trabajos ecuatorianos complementan el panorama: una evaluación de la alfabetización en IA con 576 estudiantes que encontró diferencias significativas por grupo de edad y semestre académico, pero no por sexo ni modalidad de estudio [48]; un estudio con 210 estudiantes de siete universidades que identificó la utilidad percibida (OR = 2,37) y la compatibilidad con el estilo de aprendizaje (OR = 1,87) como predictores principales de la intención de uso académico, con capacidad predictiva limitada de los factores sociodemográficos [49]; un análisis con 698 estudiantes que no halló asociación estadísticamente significativa entre uso de herramientas de IA y rendimiento académico, pero sí identificó las actitudes negativas y ciertas dimensiones de ansiedad como predictores significativos [50]; un estudio con 232 estudiantes de modalidad en línea en el que los riesgos más señalados fueron el plagio académico (91,4 %), la dependencia tecnológica (85,3 %) y la pérdida de pensamiento crítico (78,0 %), con un 88,8 % demandando políticas institucionales claras [51]; y una segmentación por conglomerados que identificó tres perfiles estudiantiles, los críticos y reflexivos, los entusiastas sin preocupación ética y los conservadores con baja familiaridad pero alta sensibilidad, lo que demuestra que la adopción no es uniforme [52]. Un estudio mixto con 355 estudiantes de tres universidades privadas documentó

CC BY NC SA

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

mejoras percibidas en organización textual, claridad y coherencia junto con inquietudes sobre pérdida de autonomía y originalidad [53].

Costa Rica aporta el estudio con 270 estudiantes de cinco programas de ciencias de la salud en cuatro universidades, cuyo hallazgo más relevante no es la prevalencia de uso sino la brecha formativa: más del 90 % no había recibido formación institucional formal, y la conciencia ética sobre desinformación y sesgo resultó limitada pese al uso frecuente [8].

Perú contribuye con el estudio sobre correlatos de salud mental ya descrito [10], el único de la región que modela la dependencia como constructo conductual diferenciado y examina su relación con sintomatología ansiosa y depresiva mediante técnicas de regresión apropiadas para datos de recuento.

Un estudio multinacional con 570 estudiantes de programas de maestría en tecnología educativa de Ecuador, España y República Dominicana analizó actitudes multidimensionales de orden cognitivo, afectivo, conductual y ético, y encontró actitudes globalmente positivas con el componente ético como el peor puntuado; no hubo diferencias por género pero sí por país, campo de estudio y experiencia docente [54].

Finalmente, la revisión de alcance en español que siguió PRISMA-ScR e incluyó 27 estudios publicados entre enero de 2023 y febrero de 2026 reportó que, de los 22 estudios que constituyeron su núcleo empírico, 10 (45,5 %) hallaron asociaciones negativas significativas entre dependencia de la IA y pensamiento crítico, e identificó tres factores moderadores clave, que son el modo de uso, la mediación docente y la alfabetización informacional, señalando que el uso guiado se asocia con mejoras moderadas del pensamiento crítico [14].

Brechas regionales identificadas. (i) Predominio de diseños transversales y de instrumentos de autoinforme, sin medidas objetivas de desempeño no asistido. (ii) Concentración en actitudes, percepciones e intención de uso, con escasa medición directa de desenlaces cognitivos. (iii) Ausencia casi total de estudios longitudinales o experimentales. (iv) Representación desigual: Ecuador, Perú y Costa Rica aportan la mayoría de los estudios localizados, mientras que otros sistemas universitarios de la región están escasamente representados. (v) Falta de instrumentos validados en español específicamente para población de ciencias de la salud, lo que obliga a adaptaciones cuya equivalencia métrica no siempre se documenta.

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

3.8. Factores moderadores y protectores

El hallazgo más consistente y de mayor utilidad práctica de toda la literatura revisada es que el efecto de la IAG sobre la cognición **no es determinista**. Cuatro moderadores aparecen de forma recurrente.

Modo de uso. La distinción entre descarga sustitutiva y descarga productiva atraviesa toda la literatura. La descarga mejora las habilidades de pensamiento de orden superior únicamente cuando las tareas delegadas son genuinamente de orden inferior y los recursos liberados se redirigen hacia el procesamiento de orden superior [17,19]. Cuando la IA ejecuta precisamente la operación que la formación pretende construir, el beneficio desaparece.

Alfabetización en inteligencia artificial. Opera como amortiguador, aunque no como inmunidad. Modera la relación entre intensidad de uso y pensamiento crítico, con efectos negativos marcadamente mayores en estudiantes de baja alfabetización [30,31]; media parcialmente la relación entre dependencia y pensamiento crítico en internos de enfermería [27]; y amortigua el impacto negativo sobre el pensamiento crítico, si bien amplificando la fatiga cognitiva en condiciones de dependencia alta [25]. Esta última advertencia es importante: la alfabetización no elimina el coste, lo desplaza.

Andamiaje metacognitivo y diseño instruccional. Las revisiones coinciden en que el valor educativo de la IAG depende menos de la tecnología que de cómo se incrusta pedagógicamente, siendo los usos orientados al aumento y andamiados más favorables a la agencia del aprendiz que los orientados a la sustitución [12]. Se han propuesto diseños de interfaz que fomenten deliberadamente el pensamiento crítico, incluyendo la generación de «provocaciones», es decir, fragmentos breves que critican las propias sugerencias de la IA señalando riesgos, limitaciones y alternativas, como vía para que el sistema opere como crítico y no solo como proveedor de respuestas [55].

Diseño evaluativo. Varias fuentes convergen en que la evaluación es el principal determinante conductual. Se recomienda incorporar métodos que exijan aprendizaje activo y razonamiento clínico, como los exámenes clínicos objetivos estructurados y la observación directa de habilidades procedimentales, en lugar de descansar primariamente en pruebas teóricas [5]; verificar la competencia no asistida mediante evaluaciones orales o presenciales libres de IA, preservando una «fricción productiva» en el proceso formativo [33]; y repensar la evaluación del razonamiento clínico en el marco de la díada aprendiz–IA [35]. La formulación operativa más concreta procede de la propuesta de evaluar registros de modificación orientados al proceso en lugar de productos

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

escritos finales, incorporar la alfabetización en prompts al currículo formal y entrenar protocolos de triangulación multifuente frente a las fabricaciones [11].

Discusión

La evidencia revisada permite sostener cuatro afirmaciones con grados de confianza diferenciados.

Primera: la dependencia es un fenómeno real, prevalente y mensurable. Con prevalencias de uso entre el 83,9 % y el 98,2 % y proporciones de dependencia autoinformada superiores al 60 % en la serie de mayor tamaño [4,5,6,21], no cabe tratar el asunto como una preocupación especulativa. La convergencia de instrumentos y contextos geográficos muy distintos refuerza la solidez de este hallazgo descriptivo.

Segunda: la asociación con el deterioro del pensamiento crítico es consistente pero de magnitud modesta y de causalidad no establecida. Los coeficientes reportados se sitúan en el rango de lo pequeño a moderado ($\rho = -0{,}248$ en la serie médica de mayor calidad metodológica [5]; $r = 0{,}39$ para un constructo contiguo [28]), y la práctica totalidad de los estudios son transversales y basados en autoinforme. La existencia de al menos un estudio en población sanitaria con asociación de signo contrario [27] obliga a la prudencia. Lo que la evidencia respalda es la existencia de una asociación, no su dirección causal ni su magnitud poblacional.

Tercera: los mecanismos propuestos comparten un núcleo común que es más informativo que las etiquetas que los nombran. Deuda cognitiva, pereza metacognitiva, fatiga cognitiva, dependencia epistémica y transferencia de agencia designan, desde tradiciones distintas, un mismo proceso: el desplazamiento de la operación de juzgar desde el estudiante hacia el sistema. La formalización más útil es la distinción entre descarga dependiente y autónoma [17], porque es la única que ofrece un criterio operativo para el diseño docente: la pregunta pertinente no es cuánto usa el estudiante la IA, sino quién realiza el juicio.

Cuarta: el efecto es condicional, y esta es la conclusión de mayor utilidad práctica. Las tres revisiones de mayor envergadura metodológica localizadas, que son una revisión sistemática con registro PROSPERO [11], una revisión de alcance con 123 estudios incluidos [12] y una revisión de alcance en enfermería [13], coinciden en que las consecuencias educativas están mediadas principalmente por el diseño pedagógico, la alfabetización en IA y las prácticas evaluativas, y no por la tecnología en sí.

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

4.1. La paradoja central

El hallazgo más inquietante del conjunto es metacognitivo antes que cognitivo. El estudio de tres olas con desfase temporal encontró que las modalidades dependiente y autónoma de descarga producían beneficios inmediatos comparables pese a sus correlatos divergentes a medio plazo, lo que sugiere que el compromiso potencialmente desadaptativo con la IA resulta difícil de detectar por el propio usuario a partir de su experiencia inmediata [17]. En paralelo, el estudio experimental con 117 estudiantes mostró que el grupo asistido por IA superó a los demás en la mejora del producto escrito pero no difirió en ganancia de conocimiento ni en transferencia [18].

La combinación de ambos resultados describe una trampa pedagógica precisa: **el estudiante experimenta mejora mientras su aprendizaje no mejora, y carece de la señal interna que le permitiría advertirlo.** Si el indicador subjetivo de progreso, hecho de fluidez, rapidez y calidad aparente del producto, se disocia del indicador objetivo, que es el conocimiento transferible, entonces la autorregulación, que opera sobre señales subjetivas, deja de ser un mecanismo de corrección fiable. Esto desplaza la responsabilidad desde el estudiante hacia el diseño institucional: no cabe esperar que el aprendiz detecte por sí solo un déficit cuya característica definitoria es ser indetectable desde dentro.

4.2. La especificidad sanitaria

El tratamiento del asunto en ciencias de la salud no puede reducirse al debate general sobre IA en educación superior por tres razones.

La primera es la **naturaleza del objeto de aprendizaje**. El razonamiento clínico no consiste en producir respuestas sino en gestionar la incertidumbre ante un paciente concreto: encuadrar el problema, decidir qué importa más, discriminar entre alternativas plausibles, calibrar la incertidumbre y revisar el plan ante nueva información [34]. Estas operaciones no son recuperables mediante consulta: se forman mediante ejercicio.

La segunda es la **estratificación del riesgo por etapa formativa**. La taxonomía *never-skilling* / *deskilling* / *mis-skilling* [33,36] implica que una política institucional uniforme es necesariamente inadecuada. El estudiante preclínico y el residente no afrontan el mismo riesgo y no requieren la misma regulación: el primero necesita protección frente a la sustitución de un aprendizaje que aún no ha ocurrido; el segundo, frente a la erosión de una competencia ya adquirida.

La tercera es la **consecuencia**. El error de un estudiante de humanidades que delega su razonamiento se salda en una calificación; el del futuro profesional sanitario puede saldarse en un diagnóstico. Esta asimetría justifica un umbral de exigencia más alto, no una prohibición.

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

4.3. Implicaciones para la práctica educativa

De la síntesis se derivan seis recomendaciones con respaldo en la evidencia revisada:

1. **Secuenciar antes que prohibir.** Preservar flujos de trabajo en los que el razonamiento propio precede a la consulta a la IA, con autonomía graduada según etapa formativa [35,36]. La prohibición no es viable: la adopción ya ha superado a la política [21,36].
2. **Evaluar el proceso, no solo el producto.** Incorporar registros de modificación, defensas orales y exámenes clínicos objetivos estructurados que verifiquen competencia no asistida [5,11,33].
3. **Incorporar la alfabetización en IA al currículo formal.** La brecha es estructural: más del 90 % de los estudiantes de ciencias de la salud encuestados en Costa Rica no había recibido formación institucional alguna pese a declarar uso frecuente [8], y la ausencia de directrices institucionales se señala de forma recurrente en las series de medicina [21,22].
4. **Entrenar explícitamente la verificación bibliográfica.** Dadas las tasas de fabricación documentadas [40,41,42], la verificación de toda referencia generada debe tratarse como competencia nuclear y no como recomendación. El marco de Cumplimiento, Verificabilidad y Divulgación ofrece una estructura operativa [47].
5. **Introducir andamiaje metacognitivo.** Dado que la señal subjetiva de aprendizaje es poco fiable en contextos asistidos, los prompts reflexivos, la crítica estructurada de las salidas y las interfaces que generan provocaciones constituyen correctivos externos necesarios [12,55].
6. **Atender a la dimensión del bienestar.** La asociación documentada entre dependencia y sintomatología ansiosa y depresiva [10] y el papel mediador de la fatiga cognitiva [25,26] aconsejan integrar las políticas de uso de IA con los servicios de apoyo psicológico estudiantil, y no tratarlas como asunto exclusivamente académico.

Limitaciones

Esta revisión presenta limitaciones que condicionan la interpretación de sus conclusiones.

Del diseño. Al tratarse de una revisión de alcance, no se realizó evaluación formal de la calidad metodológica ni del riesgo de sesgo de los estudios incluidos, procedimiento no exigido por este diseño pero que limita la fuerza de las inferencias. No se registró protocolo previo en PROSPERO ni en Open Science Framework. El cribado y la extracción fueron realizados por el equipo autoral sin duplicación independiente formalizada, lo que introduce riesgo de sesgo de selección.

SALUD MEDICINA E INNOVACIÓN

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

De la evidencia primaria. La práctica totalidad de los estudios empíricos localizados son transversales, lo que impide establecer dirección causal en las asociaciones descritas. El predominio de medidas de autoinforme para constructos como la dependencia, el pensamiento crítico y la descarga cognitiva implica que los hallazgos reflejan percepciones de los estudiantes sobre sus propios comportamientos y capacidades, y no necesariamente su desempeño objetivo, limitación que los propios autores de los estudios primarios reconocen de forma explícita. La heterogeneidad de instrumentos y operacionalizaciones impidió cualquier síntesis cuantitativa.

Del alcance. La restricción a publicaciones en español e inglés excluye literatura potencialmente relevante en portugués y en otras lenguas. La velocidad de desarrollo del objeto de estudio implica que cualquier corte temporal queda desactualizado con rapidez: los modelos evaluados en los estudios sobre fabricación de referencias, por ejemplo, han sido sustituidos por versiones posteriores con tasas de error sustancialmente menores, por lo que las cifras reportadas deben leerse como indicativas de un problema estructural y no como estimaciones vigentes.

De la transferibilidad. La mayor parte de la evidencia cuantitativa procede de Asia, con contribuciones de África, Europa del Este e Iberoamérica. Las diferencias en cultura académica, acceso tecnológico y marcos regulatorios limitan la generalización directa de las estimaciones de prevalencia y magnitud a otros contextos.

Conclusiones

La dependencia cognitiva de la inteligencia artificial generativa en estudiantes de ciencias de la salud constituye un fenómeno prevalente, mensurable y teóricamente articulado, pero cuyos efectos son condicionales antes que deterministas.

El uso de IAG en esta población es prácticamente universal y se ha extendido por delante de la capacidad regulatoria y formativa de las instituciones. La evidencia cuantitativa converge en una asociación inversa, de magnitud pequeña a moderada, entre dependencia y pensamiento crítico, sin que los diseños disponibles permitan establecer su dirección causal. Los mecanismos propuestos desde tradiciones teóricas diversas describen un mismo proceso subyacente: el desplazamiento de la operación de juzgar desde el aprendiz hacia el sistema.

La especificidad de las ciencias de la salud reside en que el objeto formativo, que es el razonamiento clínico, se construye mediante ejercicio esforzado y no mediante consulta, y en que el riesgo se estratifica por etapa: no adquisición en el ciclo preclínico, desaprendizaje en el posgrado y adquisición errónea allí donde el juicio opera sin supervisión.

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

El hallazgo de mayor relevancia práctica es de naturaleza metacognitiva: el beneficio inmediato percibido y el aprendizaje duradero se disocian, y el estudiante carece de la señal interna que le permitiría advertirlo. Esto traslada la responsabilidad correctiva desde la autorregulación individual hacia el diseño curricular y evaluativo institucional.

La evidencia no respalda ni la prohibición ni la adopción acrítica. Respalda la calibración: secuenciar el uso de modo que el razonamiento propio preceda a la consulta, evaluar el proceso además del producto, incorporar la alfabetización en IA al currículo formal, entrenar la verificación bibliográfica como competencia nuclear e integrar las políticas de uso con el apoyo al bienestar estudiantil.

Agenda de investigación

La literatura revisada permite identificar cinco prioridades:

1. **Estudios longitudinales** que sigan cohortes a lo largo de varios semestres con medidas repetidas de competencia no asistida, superando la limitación transversal que afecta a casi toda la evidencia disponible.
2. **Medidas objetivas de desempeño**, mediante exámenes clínicos objetivos estructurados y tareas de transferencia sin asistencia, que complementen y validen los instrumentos de autoinforme actualmente predominantes.
3. **Validación de instrumentos en español** específicos para población de ciencias de la salud, con documentación de la equivalencia métrica y de las propiedades psicométricas en el contexto iberoamericano.
4. **Diseños experimentales de intervenciones de andamiaje metacognitivo** en contextos clínicos reales, que permitan estimar el efecto causal de los moderadores identificados.
5. **Investigación multicéntrica iberoamericana** que amplíe la representación más allá de los sistemas universitarios actualmente sobrerrepresentados y permita estimar la magnitud del fenómeno en la región con precisión suficiente para informar política institucional.

Referencias Bibliográficas

1. Gerlich M. AI tools in society: impacts on cognitive offloading and the future of critical thinking. Societies. 2025;15(1):6. doi:10.3390/soc15010006
2. Sparrow B, Liu J, Wegner DM. Google effects on memory: cognitive consequences of having information at our fingertips. Science. 2011;333(6043):776-778. doi:10.1126/science.1207745

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

3. Gilbert SJ. Cognitive offloading is value-based decision making: modelling cognitive effort and the expected value of memory. Cognition. 2024. doi:10.1016/j.cognition.2024.105783

4. Fu L, Li R, Shi W, Quan R, Wu J, Zhaoyang K, et al. Mixed-methods study on GenAI usage, dependence behaviors, and standardized application paths among Chinese medical students. NPJ Digit Med. 2026;9(1). doi:10.1038/s41746-026-02839-4

5. Siva PM, David Sam Selva Jeyam P, Hiranmahi Gandhi K. Dependence on generative artificial intelligence among medical students and its association with critical thinking: a cross-sectional study. Cureus. 2026;18(7):e112457. doi:10.7759/cureus.112457

6. Taka I, Hasalla E, Sula A, Bahiti B, Oboni R, Bani B. AI use, perceptions, and perceived impact among nursing students: cross-sectional study. JMIR Nurs. 2026;9:e97832. doi:10.2196/97832

7. Huaca Guevara GA, Miniet Castillo AE, Fuentes PG, et al. Sociodemographic differences in health sciences students' engagement with artificial intelligence: a cross-sectional study. BMC Med Educ. 2026. doi:10.1186/s12909-026-10393-6

8. Zavaleta-Monestel E, Chaverri-Fernández JM, Ortiz-Ureña A, et al. Knowledge, use, and perceptions of artificial intelligence among health sciences students: evidence from Costa Rican universities. Int Med Educ. 2026;5(1):13. doi:10.3390/ime5010013

9. Mendoza Arce CG, Camacho Gavilanes JA, Mendoza Arce E. Artificial intelligence in higher education: predictive analysis of attitudes and dependency among Ecuadorian university students. Sustainability. 2025;17(17):7741. doi:10.3390/su17177741

10. Chávez Sosa JV, Huancahuire-Vega S. Anxiety and depression associated with the dependent use of generative AI in medical students: cross-sectional study. JMIR Form Res. 2026. doi:10.2196/82667

11. Suazo Galdames IC, Santiesteban Velázquez M, Saracostti M. Between cognitive offloading and critical autonomy: a systematic review of the epistemic implications of generative AI in higher education. Front Educ. 2026. doi:10.3389/feduc.2026.1878665

12. Wang G, Wang W, Yang D. Generative AI, cognitive offloading, and learner agency in higher education: a scoping review. Behav Sci. 2026;16(7):1150. doi:10.3390/bs16071150

13. Ning Y, Sun S, Lu Y, Dong W, Kong C, Liu Y. Mapping the evidence on generative artificial intelligence for higher-order thinking skills in nursing students: a scoping review. Nurse Educ Pract. 2026;96:104948. doi:10.1016/j.nepr.2026.104948

14. Rocha Yucra RB, Rocha Mareño PN. Pensamiento crítico e IA generativa en universitarios: dependencia cognitiva, factores moderadores y la paradoja educativa. 2026. doi:10.70598/oksr1313oo29m

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

15. Tricco AC, Lillie E, Zarin W, O'Brien KK, Colquhoun H, Levac D, et al. PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): checklist and explanation. Ann Intern Med. 2018;169(7):467-473. doi:10.7326/M18-0850

16. Kosmyna N, Hauptmann E, Yuan YT, Situ J, Liao XH, Beresnitzky AV, et al. Your brain on ChatGPT: accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task. arXiv. 2025. doi:10.48550/arXiv.2506.08872

17. Zhu Q, Li X, Dong Y, Chang J, Fan W. Not all cognitive offloading is equal: distinguishing dependent and autonomous offloading to generative AI. Front Psychol. 2026. doi:10.3389/fpsyg.2026.1878629

18. Fan Y, Tang L, Le H, Shen K, Tan S, Zhao Y, et al. Beware of metacognitive laziness: effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. Br J Educ Technol. 2024. doi:10.1111/bjet.13544

19. Du Y, Yuan Y. Epistemic dependence in AI-mediated learning within higher education: a framework for student judgement and responsibility. Assess Eval High Educ. 2026. doi:10.1080/02602938.2026.2732250

20. Cheng Y, Li M. Trust in generative AI and critical thinking among college students: a structural equation modeling analysis based on perceived usefulness, cognitive offloading, and AI self-efficacy. SAGE Open. 2026. doi:10.1177/21582440261497404

21. Nwankwo EP, Chukwu IS, Malachy DE, Obianyo IC, Amah CC, Ugwu JO, et al. Use and perceptions of artificial intelligence tools among clinical medical students in selected Nigerian universities: a multi-institutional survey. Niger J Clin Pract. 2026;29(10):1159-1169. doi:10.4103/njcp.njcp_407_26

22. Lymar L, Kuchyn I, Bielka K, Puljak L. Academic misconduct and artificial intelligence use by medical students, interns and PhD students in Ukraine: a cross-sectional study. BMC Med Educ. 2025;25(1):1496. doi:10.1186/s12909-025-08100-y

23. Cherrez-Ojeda I, Gallardo-Bastidas JC, Robles-Velasco K, Osorio MF, Velez Leon EM, Leon Velastegui M, et al. Understanding health care students' perceptions, beliefs, and attitudes toward AI-powered language models: cross-sectional study. JMIR Med Educ. 2024;10:e51757. doi:10.2196/51757

24. Chornomydz AV, Ilchuk I. Problematic use of generative artificial intelligence among medical students: analysis of behavioral patterns and the phenomenon of cognitive atrophy. Psychosomatic Medicine and General Practice. 2026;11(2). doi:10.26766/pmgp.v11i2.716

25. Tian J, Zhang R. Learners' AI dependence and critical thinking: the psychological mechanism of fatigue and the social buffering role of AI literacy. Acta Psychol. 2025. doi:10.1016/j.actpsy.2025.105725

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

26. Rafsanjani MA, Kurniawan RY, Wahyudi HD. The bright and dark sides of AI dependency on students' critical thinking: the roles of cognitive fatigue and engagement. J Behav Sci. 2026. doi:10.69523/tjbs.2026.298843

27. Cui W, Zhang X. The association between AI dependence, AI literacy, and critical thinking ability among nursing interns: a multicenter cross-sectional study. Front Psychol. 2026. doi:10.3389/fpsyg.2026.1823047

28. Sağlam R, Kalanlar B. AI dependency and brain rot among nursing students: a mixed-methods study. Am J Nurs. 2026. doi:10.1097/ajn.0000000000000364

29. Helal MY, Elgendy IA, Albashrawi M. The impact of generative AI on critical thinking skills: a systematic review, conceptual framework and future research directions. Inf Discov Deliv. 2025. doi:10.1108/idd-05-2025-0125

30. Ridlo RS, Iliasu SF, Ma'rufah S. AI-mediated critical thinking: a double-edged sword in Indonesian higher education. Attaqwa. 2026;22(2). doi:10.54069/attaqwa.v22i2.1155

31. Nguyen DNK, Nguyen LT. Cognitive offloading in the age of AI: investigating the influence of AI dependence on students' critical thinking skills. In: 2026 International Conference on Technology and Education. IEEE; 2026. doi:10.1109/icteched69022.2026.11682858

32. Song X, Sun L, Qu H. GenAI-supported co-creation among humanities undergraduates: offloading, agency, and future task confidence in a stimulus-organism-response framework. PLOS ONE. 2026. doi:10.1371/journal.pone.0355282

33. Liu Y, Han L, Che L. Cognitive reshaping and resurgence of humanness: restructuring the medical education continuum in the era of generative AI. Front Med. 2026. doi:10.3389/fmed.2026.1867722

34. Chow M, Li A, Quek DYJ. The cognitive ecology of medicine: generative AI, clinical reasoning, and the preservation of adaptive expertise. Postgrad Med J. 2026. doi:10.1093/postmj/qgag068

35. Schaye VE, Parsons AS, Olson APJ. Theory-informed redesign of clinical reasoning education in the era of generative artificial intelligence. Acad Med. 2026. doi:10.1093/acamed/wvag318

36. Patel N, Kumar AD, Chi J. The long road to AI–physician partnership starts with learners: a map for AI in medical education. BMJ Digit Health. 2026. doi:10.1136/bmjdh-2026-000056

37. Alanezi F. Generative artificial intelligence in healthcare: automation bias, deskilling, and cognitive implications: a systematic review. J Healthc Leadersh. 2026. doi:10.2147/jhl.s590498

38. Furfaro D, Celi LA, Schwartzstein RM. Artificial intelligence in medical education: a long way to go. Chest. 2024. doi:10.1016/j.chest.2023.11.028

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

39. Hidalgo Guevara JN, Hidalgo Guevara AI. Effect of generative artificial intelligence use on diagnostic learning in medical students: a quasi-experimental study. Salud Cienc Tecnol. 2025. doi:10.56294/saludcyt20251564

40. Walters WH, Wilder EI. Fabrication and errors in the bibliographic citations generated by ChatGPT. Sci Rep. 2023;13(1):14045. doi:10.1038/s41598-023-41032-5

41. Chelli M, Descamps J, Lavoué V, Trojani C, Azar M, Deckert M, et al. Hallucination rates and reference accuracy of ChatGPT and Bard for systematic reviews: comparative analysis. J Med Internet Res. 2024. doi:10.2196/53164

42. Miller VM, Bhattacharyya D, Miller L. High rates of fabricated and inaccurate references in ChatGPT-generated medical content. Cureus. 2023. doi:10.7759/cureus.39238

43. Aljamaan F, Temsah MH, Altamimi I, Al-Eyadhy A, Jamal A, Alhasan K, et al. Reference hallucination score for medical artificial intelligence chatbots: development and usability study. JMIR Med Inform. 2024. doi:10.2196/54345

44. Sarode GS, Singh S, Sarode SC. Cautionary note: chatbots generate fictitious references on the topics related to oral pathology. Oral Oncol Rep. 2024. doi:10.1016/j.oor.2024.100168

45. Graf EM, McKinney JA, Dye A. Exploring the limits of artificial intelligence for referencing scientific articles. Am J Perinatol. 2024. doi:10.1055/s-0044-1786033

46. Aiumtrakul N, Thongprayoon C, Suppadungsuk S, et al. Navigating the landscape of personalized medicine: the relevance of ChatGPT, BingChat, and Bard AI in nephrology literature searches. J Pers Med. 2023;13(10):1457. doi:10.3390/jpm13101457

47. Carroll AJ, Boruff JT, Kraft M. AI, libraries, and literacy: revisiting the policy on the use of generative artificial intelligence in submissions. J Med Libr Assoc. 2026;114(4):330-335. doi:10.5195/jmla.2026.2516

48. Verduga-Alcívar DA, Roman-Cao E, Sablón Cossío N. An assessment of artificial intelligence literacy in Ecuadorian university students. Soc Sci Humanit Open. 2026. doi:10.1016/j.ssaho.2026.102465

49. Morales Caluña ER, Cervantes Diaz DJ, Morales Caluña CI. Sociodemographic predictors and usability perceptions explaining academic use intention of ChatGPT among university students in Ecuador. Front Educ. 2025. doi:10.3389/feduc.2025.1649034

50. Alcívar Junco GDC. The impact of artificial intelligence on the academic performance of university students in Ecuador. Open Educ Stud. 2026. doi:10.1515/edu-2025-0116

51. Caiza López DL, Auquilla Ordóñez AA, Caiza López JC. Desafíos éticos en el uso de la inteligencia artificial generativa en la educación superior: una mirada desde la percepción estudiantil. 2026. doi:10.56519/6vk4r632

e-ISSN: 3121-2980

Doi:

52. García Estupiñán SB, Tenelanda Mora DB, Mejía Cervantes LE. Adopción y percepción de la inteligencia artificial en entornos universitarios: un estudio cuantitativo aplicado a estudiantes ecuatorianos. Rev Cient Publicar Cienc. 2025;7(1). doi:10.67169/publicarciencia.v7i1.37

53. Navarrete-Almeida MS, Jácome-Gómez JR. Percepción de los estudiantes universitarios sobre la inteligencia artificial en la escritura académica. 2026. doi:10.70171/c5gw3f52

54. Cabero-Almenara J, Barroso-Osuna J, Loaiza Aguirre MI. Artificial intelligence in higher education: cognitive, emotional, behavioral and ethical attitudes of Latin American students. J New Approaches Educ Res. 2026. doi:10.1007/s44322-026-00063-2

55. Sarkar A, Xu X. When copilot becomes autopilot: generative AI's critical risk to knowledge work and a critical solution. arXiv. 2024. doi:10.48550/arXiv.2412.15030

Declaraciones

Conflicto de intereses. Las personas autoras declaran no tener conflictos de interés de naturaleza financiera, personal, académica o institucional en relación con el contenido de este manuscrito.

Financiamiento. La presente investigación no recibió financiamiento específico de agencias del sector público, comercial o de entidades sin ánimo de lucro.

Contribución de las personas autoras. Siguiendo la taxonomía CRediT: Ana Karen Barrera Cangui: conceptualización, metodología, investigación, curación de datos, redacción del borrador original, administración del proyecto. Edison Rodrigo Arias Cueva: conceptualización, metodología, validación, análisis formal, redacción, revisión y edición. Paola Alejandra Zurita Cevallos: investigación, curación de datos, análisis formal, redacción, revisión y edición. Gina Andrea Saltos López: investigación, validación, visualización, redacción, revisión y edición. Todas las personas autoras leyeron y aprobaron la versión final del manuscrito y asumen responsabilidad pública por su contenido.

Consideraciones éticas. Por tratarse de una revisión de literatura publicada, que no involucra participantes humanos, muestras biológicas ni datos personales identificables, el estudio no requirió aprobación por comité de ética en investigación con seres humanos.

Disponibilidad de datos. La estrategia de búsqueda completa, la matriz de extracción y el listado de registros cribados se encuentran disponibles previa solicitud razonable a la autora de correspondencia.

Agradecimientos. Las personas autoras agradecen a las instituciones de adscripción el apoyo institucional brindado para el desarrollo de esta investigación.