



PEREZA COGNITIVA INDUCIDA POR IA EN EDUCACIÓN SUPERIOR: UN ESTUDIO DIAGNÓSTICO

AI-INDUCED COGNITIVE LAZINESS IN HIGHER EDUCATION: A DIAGNOSTIC STUDY

Elena Fabiola Ruiz Ledesma^{1*}

E-mail: eruizl@ipn.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1513-8243>

Alan Isaac Trinidad González²

E-mail: atrinidadg1700@alumno.ipn.mx

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-7921-9079>

Instituto Politécnico Nacional. Ciudad de México, México.

Cita sugerida (APA, séptima edición)

Ruiz Ledesma, E. F., & Trinidad González, A. I. (2026). Pereza cognitiva inducida por IA en educación superior: un estudio diagnóstico. *Revista Conrado*, 22(111), e5194.

RESUMEN:

El presente estudio tuvo como propósito analizar la relación entre el uso inadecuado y el excesivo de la inteligencia artificial (IA) y la presencia de pereza cognitiva en estudiantes universitarios. Se desarrolló un estudio descriptivo-correlacional con una muestra de 50 estudiantes de 19 a 25 años, a quienes se aplicó un cuestionario compuesto por ítems de opción múltiple, dicotómicos y de escala tipo Likert. A partir de tres indicadores clave—dependencia percibida (≥ 4), uso de IA para trabajos académicos propios y frecuencia de uso (frecuente/diaria)—se construyó un índice compuesto de pereza cognitiva (0–3 puntos). Se consideró “pereza cognitiva alta” a quienes obtuvieron ≥ 2 puntos. Los análisis incluyeron correlaciones, comparaciones entre grupos, análisis de clúster y un modelo de regresión logística binaria. Los resultados mostraron que la frecuencia de uso de la IA es el predictor más robusto, ya que, por cada punto de incremento en la frecuencia, se triplica la probabilidad de presentar pereza cognitiva alta ($OR = 3.42$, $p < 0.001$). Asimismo, el uso de IA en trabajos académicos propios cuadruplica dicha probabilidad ($OR = 4.15$, $p = 0.038$). El 48% de los participantes se ubicó en niveles altos o muy altos del índice. Se concluye que no es la percepción positiva de la IA lo que explica el fenómeno, sino la normalización de su uso como sustituto del esfuerzo cognitivo, lo que subraya la necesidad de integrar la IA en la educación superior desde un enfoque pedagógico que promueva la autorregulación, la verificación crítica y la autonomía intelectual.

Palabras clave:

Inteligencia Artificial; Educación Superior; Pereza Cognitiva; Pensamiento Crítico; Metacognición; Autonomía Académica

ABSTRACT:

The purpose of this study was to analyze the relationship between the inappropriate and excessive use of Artificial Intelligence (AI) and the presence of cognitive laziness in university students. A descriptive-correlational study was conducted with a sample of 50 students aged 19 to 25 who completed a questionnaire containing multiple-choice, dichotomous, and Likert-scale items. Based on three key indicators—perceived dependence (≥ 4), use of AI for academic work, and frequency of frequent/daily use—a composite index of cognitive laziness (0–3 points) was constructed. Those who scored ≥ 2 points were considered to have “high cognitive laziness.” The analyses included correlations, group comparisons, cluster analysis, and a binary logistic regression model. The results showed that the frequency of AI use is the most robust predictor, with each point increase in frequency tripling the probability of high cognitive laziness ($OR = 3.42$, $p < 0.001$). Likewise, the use of AI for one's own academic work quadruples this probability ($OR = 4.15$, $p = 0.038$). Forty-eight percent of participants scored high or very high on the index. It is concluded that a positive perception of AI does not explain the phenomenon; rather, the normalization of its use as a substitute for cognitive effort underscores the need to integrate AI into higher education through a pedagogical approach that promotes self-regulation, critical verification, and intellectual autonomy.

Keywords:

Artificial Intelligence; Higher Education; Cognitive Laziness; Critical Thinking; Metacognition; Academic Autonomy



Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0.

INTRODUCCIÓN

En años recientes, la inteligencia artificial (IA) se ha vuelto más presente en las aulas de las instituciones educativas. Su capacidad para acelerar actividades, resolver problemas, resumir textos, crear algoritmos, entre otras acciones, así como ofrecer respuestas casi inmediatas a todo lo que los estudiantes preguntan, la ha convertido en la herramienta favorita de millones de estudiantes y profesionales. Pero este uso creciente ha suscitado dudas sobre los posibles efectos que pueda tener en los procesos mentales y en el desarrollo cognitivo de las personas que la emplean con frecuencia. Una de las principales preocupaciones de los docentes es que los estudiantes entreguen sus tareas y trabajos realizados con la IA sin una revisión crítica ni una reflexión previa de por medio, lo que reduciría su involucramiento en el aprendizaje y, con ello, limitaría el desarrollo de capacidades y habilidades propias, según comentan (Avsheniuk et al., 2025; Correal, 2025).

Derivado de la situación que se vive, se requiere que los docentes desarrollen acciones, estrategias y actividades orientadas a favorecer la reflexión y el análisis.

Estudios recientes (Hassen, 2025; Rivera, 2023) señalan que el uso excesivo de la IA por parte de los estudiantes y profesionales puede disminuir el compromiso cognitivo, a la vez que aumenta la dependencia de la tecnología, debilitando capacidades y habilidades necesarias, como el pensamiento crítico, la reflexión, el análisis, la síntesis, la toma de decisiones, entre otras, mismas que siempre se han desarrollado de forma autónoma. Al respecto, (Tian & Zhang, 2025; Zhang et al., 2023) señalan que el resultado sería una educación pasiva, con énfasis en la obtención inmediata de respuestas carentes de significado y utilidad para el estudiante. Gerlich (2025) señala que, aunque la IA generativa ofrezca comodidad y eficacia inmediata, el uso excesivo conlleva costos cognitivos, pues la mente tiende a desconectarse de cualquier tipo de esfuerzo al utilizar la IA, lo que, a largo plazo, daña habilidades como la memoria, el pensamiento crítico y la creatividad.

Este fenómeno plantea la necesidad de analizar si el uso frecuente de la IA está generando una dependencia que afecta directamente la carga cognitiva. Las personas que utilizan con frecuencia esta herramienta aceptan las respuestas sin cuestionarlas, lo que genera un fenómeno llamado “pereza cognitiva”. Kahneman (2011) lo define como una tendencia a recurrir a estrategias de procesamiento mental mínimas para tomar decisiones o resolver problemas, evitando el esfuerzo cognitivo necesario para un análisis profundo. Es decir, este término se refiere a la

tendencia del cerebro a evitar el esfuerzo del pensamiento crítico cuando dispone de respuestas automatizadas.

El presente trabajo aborda la problemática que tiene que ver con que los alumnos pueden presentar pereza cognitiva por el uso inadecuado de la IA o por su exceso de uso, donde confían por completo en las respuestas inmediatas que ésta les proporciona, sin verificar que la información sea correcta, propiciando que el alumno ya no sea capaz de generar pensamiento crítico y tome decisiones propias al dar por hecho todo lo que la IA le proporciona.

A pesar de que la literatura reciente ha abordado el impacto de la inteligencia artificial en el pensamiento crítico, la carga cognitiva y la autorregulación del aprendizaje, no se han identificado estudios que operacionalicen empíricamente el fenómeno de la “pereza cognitiva inducida por IA” mediante indicadores observables y análisis estadístico en población universitaria. La mayoría de los trabajos revisados hasta ahora se centran en reflexiones teóricas, estudios experimentales aislados o en análisis indirectos del pensamiento crítico. Esto da lugar a suponer que existe un vacío empírico específico en la educación superior, relacionado con la medición diagnóstica de patrones de uso de IA que puedan estar sustituyendo el esfuerzo cognitivo del estudiante. Por lo tanto, el objetivo del estudio fue contribuir a reducir este vacío mediante la construcción de un índice compuesto que permita identificar perfiles de riesgo asociados a este fenómeno.

No se descarta la idea de que la IA puede ser una herramienta beneficiosa que ayuda a reducir la carga cognitiva en el sentido de evitar la carga de tanta información al buscar un tema, sino que con ayuda de esta herramienta se pueda diferir en distintas secciones, para que la información sea más digerible, lo que hace que a la persona quien la está usando no se le haga tediosa la información y pierda el interés rápidamente. Su integración equilibrada en la vida diaria puede mejorar la productividad, agilizar la búsqueda de información e incluso la toma de decisiones.

Para comprender cómo el uso de la IA puede afectar el involucramiento mental del estudiante, es necesario partir de la comprensión de qué se entiende por habilidades cognitivas y cómo estas se desarrollan.

Habilidades cognitivas

Las capacidades mentales son los procesos mediante los cuales el cerebro puede procesar información, aprender, razonar, recordar y resolver problemas, desde los más sencillos hasta los más complejos (Hassen, 2025; Rivera, 2023).

Asimismo, dichas capacidades favorecen la reflexión sobre el propio pensamiento y el aprendizaje, lo cual es fundamental para procesar la información de manera autónoma y desarrollar la inteligencia (Gerlich, 2025). Esta última es una de las principales características que distinguen al ser humano de otras especies del planeta.

Al parecer, muchas de las habilidades mencionadas se están perdiendo con el uso de la tecnología de IA para redactar y resolver problemas, al omitir el esfuerzo mental necesario para la síntesis y el análisis, y al fallar en integrar la información en sus redes de memoria a largo plazo, lo que compromete su capacidad para el pensamiento crítico autónomo (Gerlich, 2025).

La comprensión de estas habilidades requiere revisar brevemente el fundamento neurocognitivo que explica cómo el cerebro fortalece sus conexiones mediante el esfuerzo mental y la práctica.

Cómo el cerebro procesa la información

Las neuronas motoras transmiten los mensajes que se originan en el cerebro a los músculos y otras partes del cuerpo, lo que permite la ejecución de los movimientos voluntarios. En general, todas las neuronas se comunican entre sí mediante un complejo proceso electroquímico que combina impulsos eléctricos y la liberación de neurotransmisores en las sinapsis. Esta comunicación neuronal da lugar a la formación de redes y conexiones que influyen directamente en cómo las personas piensan, aprenden, se mueven y se comportan (Bear et al., 2020; Kandel et al., 2021).

Durante los procesos de crecimiento y aprendizaje, la información se transmite de manera constante entre neuronas, lo que contribuye a la formación y al fortalecimiento de las conexiones sinápticas en el cerebro, fenómeno conocido como plasticidad neuronal (Kolb & Whishaw, 2021). Un ejemplo de este proceso es el aprendizaje de conducir un automóvil. En sus etapas iniciales, conducir exige un alto nivel de atención y concentración; no obstante, con la práctica, la actividad se vuelve progresivamente más automática. Esto ocurre porque las vías neuronales implicadas se consolidan y se vuelve cada vez más automática como resultado de la repetición y la experiencia (Dayan & Cohen, 2011).

Si bien esta explicación simplifica un proceso complejo, resulta útil para comprender, de manera general, cómo el cerebro aprende y procesa la información a partir de distintos estímulos sensoriales, como la visión, la audición y el tacto. Estos estímulos activan el sistema nervioso y facilitan la transmisión de señales al cerebro, contribuyendo al desarrollo y al fortalecimiento de las redes neuronales

responsables del aprendizaje y de la conducta (National Institute of Neurological Disorders and Stroke [NINDS], 2023).

A partir de esta base neurocognitiva, es posible analizar cómo la delegación constante de tareas cognitivas a sistemas de IA puede modificar los procesos de fortalecimiento cerebral.

También, una idea muy importante en psicología cognitiva es que las personas tienden a evitar tareas que requieren mucho esfuerzo mental de acuerdo a lo señalado por Kool et al. (2010).

Los autores Sparrow, et al (2011), introducen el concepto denominado *Efecto Google*, el cual plantea que las personas tienden a recordar menos la información y más dónde encontrarla en Internet.

Este contexto permite introducir el concepto de pereza cognitiva como una consecuencia conductual observable cuando el esfuerzo cognitivo es sustituido sistemáticamente por respuestas automatizadas.

Impacto del uso de la IA en el cerebro

El uso excesivo de la IA y el mal uso que le dan las personas que emplean esta tecnología va reduciendo la actividad cerebral (Wilmer et al., 2017), al igual que debilitando habilidades cognitivas, como la memoria, pensamiento crítico y la creatividad, con lo que genera pérdida de habilidades fundamentales, ya que al dejarle a la IA el procesamiento de la información, perdemos la oportunidad de que nuestro cerebro se fortalezca (Kumar et al., 2025), provocando que se reduzca el esfuerzo neurológico y disminuya la capacidad para poder pensar críticamente y resolver problemas de forma independiente (Real Academia Nacional de Medicina de España [RANME], 2024)

Este fenómeno no se origina principalmente en la tecnología en sí, sino en la forma en que las personas la utilizan. El uso constante de la inteligencia artificial para resolver incluso tareas simples o cotidianas fomenta una dependencia excesiva y reduce la necesidad de involucrar procesos cognitivos propios. Como consecuencia, el cerebro deja de ejercitar habilidades básicas para la resolución autónoma de problemas, ya que se prioriza la comodidad y la inmediatez sobre el esfuerzo mental (Watts, 2025). Esta conducta favorece el desarrollo de lo que se conoce como pereza cognitiva, un estado en el que disminuye la motivación para pensar de manera crítica y reflexiva, lo que afecta negativamente la autonomía intelectual y el fortalecimiento de las capacidades mentales.

Un estudio publicado en Societies encontró una correlación negativa significativa entre el uso frecuente de IA y las habilidades de pensamiento crítico, mediada por la tendencia a “descargar” procesos mentales en la tecnología, lo que reduce la reflexión profunda (Gerlich, 2025).

Una investigación del MIT Media Lab indica que los usuarios de IA como ChatGPT presentaron reducciones en la conectividad cerebral y en la memoria al delegar tareas cognitivas en la IA, lo que introduce el concepto de “deuda cognitiva”. El uso de ChatGPT debilita la memoria y la autonomía intelectual (Selvaraj, 2025; Smith et al., 2023).

Este contexto permite introducir el concepto de pereza cognitiva como una consecuencia conductual observable cuando el esfuerzo cognitivo es sistemáticamente sustituido por respuestas automatizadas.

Pereza cognitiva

La conceptualización de la pereza cognitiva se enraíza en la teoría del “Cognitive Miser” (Fiske & Taylor, 1984), que postula que los seres humanos tienden naturalmente a conservar recursos cognitivos. Kahneman (2011) amplió esta noción con su modelo de Sistemas 1 y 2, en el que el Sistema 1 (rápido, intuitivo) es propenso a errores, pero requiere menos esfuerzo que el Sistema 2 (lento, analítico).

Sobre los dos sistemas a los que se refiere Kahneman, en la Tabla 1 se muestran las características principales del Sistema 1.

Tabla 1: Características principales del Sistema 1

Atributo	Descripción	Ejemplo cotidiano
Automático	Opera sin esfuerzo, de manera involuntaria	Reconocer caras familiares
Rápido	Procesamiento casi instantáneo	2+2=4 (sabes la respuesta sin calcular)
Intuitivo	Basado en emociones y asociaciones	“Sentir” peligro ante un ruido extraño
Heurístico	Usa atajos mentales (reglas generales)	Juzgar distancia por tamaño aparente
Subconsciente	No requiere atención consciente	Mantener el equilibrio al caminar
Propenso a errores	Comete sesgos sistemáticos	Ilusiones ópticas te engañan

Las características principales del sistema 2 se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2: Características principales del Sistema 2

Atributo	Descripción	Ejemplo cotidiano
Controlado	Requiere esfuerzo consciente	Resolver 17×24
Lento	Procesamiento deliberado	Elegir qué estudiar en la universidad
Analítico	Basado en razonamiento lógico	Comparar precios de productos complejos
Regla-basado	Sigue procedimientos sistemáticos	Aprender a conducir (al principio)
Consciente	Requiere atención focalizada	Llenar un formulario complicado
Poco frecuente	Se activa solo cuando es necesario	La mayoría del tiempo usamos Sistema 1

La conceptualización de la pereza cognitiva se enraíza en la teoría del “Cognitive Miser” (Fiske & Taylor, 1984), que postula que los seres humanos tienden naturalmente a conservar recursos cognitivos. Kahneman (2011) amplió esta noción con su modelo de Sistemas 1 y 2, en el que el Sistema 1 (rápido, intuitivo) es propenso a errores, pero requiere menos esfuerzo que el Sistema 2 (lento, analítico). Sobre los dos sistemas a los que se refiere Kahneman, en la Tabla 1 se presentan las características principales del Sistema 1. Kahneman resume los dos sistemas como sigue: “El Sistema 1 es el automático y el Sistema 2 está normalmente en un cómodo modo de mínimo esfuerzo, con sólo una pequeña parte de su capacidad comprometida”.

Según Tversky & Kahneman (1974) demostraron que los atajos mentales (heurísticas) son mecanismos adaptativos para manejar las limitaciones del procesamiento. Sin embargo, en contextos educativos, esta economía cognitiva puede volverse disfuncional cuando se externaliza el pensamiento de forma excesiva.

La teoría de la carga cognitiva (Sweller, 1988) explica cómo las limitaciones de la memoria de trabajo influyen en el aprendizaje. La automatización mediante IA puede reducir la carga cognitiva intrínseca, pero también puede disminuir



la construcción de esquemas mentales necesarios para la experticia (Sweller et al., 2019).

En contextos educativos, Tian & Zhang (2025) encontraron que el 73% de los estudiantes de secundaria usaba IA para completar tareas sin intentar resolverlas primero, con una disminución del 28% en las puntuaciones de pensamiento crítico tras 8 semanas de uso regular.

Zhang et al. (2023) reportaron una correlación negativa ($r = -0.41$) entre la frecuencia de uso de ChatGPT y las habilidades de pensamiento crítico en universitarios, controlando por variables demográficas.

Los autores Logg et al. (2023) demostraron en 6 experimentos con 1,200 participantes que el 68% prefería seguir recomendaciones de IA antes que pensar por sí mismo, incluso cuando tenían conocimientos suficientes para la tarea.

Así mismo Fischer et al. (2022) identificaron que la IA reduce la tolerancia a la ambigüedad, lo que lleva a preferir respuestas inmediatas en lugar de procesos exploratorios.

Smith et al. (2023) analizaron 47 estudios ($n = 15.238$), encontrando un efecto promedio de $d = -0.32$ en el pensamiento crítico con el uso de IA. Los efectos negativos fueron mayores en tareas que requerían creatividad y síntesis.

Chen & Wang (2024) concluyeron en su metaanálisis que los efectos cognitivos negativos de la IA son moderados por factores de autorregulación del aprendiz.

MATERIALES Y MÉTODOS

El estudio se enmarca en un paradigma positivista con enfoque cuantitativo, dado que busca medir variables observables, establecer relaciones entre ellas y analizar patrones mediante técnicas estadísticas. El diseño corresponde a un estudio descriptivo-correlacional, orientado a identificar asociaciones entre el uso de la IA y la presencia de indicadores de pereza cognitiva en estudiantes universitarios (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2023). Se trabajó con una muestra de 50 estudiantes de entre 19 y 25 años, quienes cursaban el nivel universitario. Se empleó un muestreo por conveniencia con autoselección voluntaria, ya que la invitación se realizó a estudiantes de una escuela del Instituto Politécnico Nacional de la Ciudad de México, a través de redes sociales institucionales. El tamaño muestral ($n = 50$) responde al carácter diagnóstico y exploratorio del estudio. El objetivo no fue

realizar inferencias poblacionales generalizables, sino identificar patrones, asociaciones y perfiles de riesgo en un grupo específico de estudiantes universitarios. Para análisis como correlaciones no paramétricas, regresión logística binaria con un número limitado de predictores y análisis de clúster exploratorio, este tamaño resulta metodológicamente viable cuando el interés se centra en relaciones internas más que en estimaciones poblacionales amplias (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2023).

El rango de edad de 19 a 25 años corresponde a la etapa típica de la educación superior y coincide con un periodo de consolidación de la autonomía académica y de la toma de decisiones cognitivas complejas. Además, se trata de una cohorte con alta exposición y familiaridad con tecnologías digitales e inteligencia artificial, lo cual resulta pertinente para analizar posibles patrones de dependencia y de sustitución del esfuerzo cognitivo.

A los estudiantes se les explicó el objetivo del estudio y que responderían un cuestionario en Google Forms; se les hizo hincapié en que no anotarían su nombre ni datos sensibles. También se solicitó la autorización del Comité de Ética de la escuela para llevar a cabo este estudio, y los alumnos firmaron el consentimiento informado antes de responder el cuestionario.

Cuestionario

El instrumento metodológico empleado fue un cuestionario con el propósito de identificar patrones de uso y de percepción relacionados con las herramientas de inteligencia artificial. A partir de estas respuestas, se analizaron aspectos como la frecuencia de uso de la IA, el propósito principal para el cual se emplea, el grado de integración en la vida cotidiana de los estudiantes y el nivel de confianza que depositan en la información proporcionada por estas herramientas. Este enfoque permite interpretar los resultados de manera positiva o negativa, en función del impacto que el uso de la inteligencia artificial pueda tener en la carga cognitiva y en los procesos de aprendizaje.

El cuestionario se estructuró en cuatro dimensiones conceptuales:

1. Frecuencia y patrón de uso de IA: evalúa la regularidad con la que los estudiantes utilizan herramientas de IA y los contextos en los que lo hacen (académico, creativo, búsqueda de información).

- 2. Dependencia percibida: mide el grado en que el estudiante considera que depende de la IA para resolver tareas o tomar decisiones académicas.
- 3. Reducción del esfuerzo cognitivo: indaga en la percepción de una disminución del esfuerzo mental al utilizar IA y en la posible evitación de procesos analíticos propios.
- 4. Verificación y actitud crítica: evalúa la tendencia a corroborar la información generada por la IA y el nivel de reflexión antes de aceptar sus respuestas.

Esta organización permitió operacionalizar el constructo de pereza cognitiva mediante indicadores observables vinculados a la sustitución del esfuerzo cognitivo.

El cuestionario se estructuró en tres tipos de ítems: seis de opción múltiple, cinco de respuesta dicotómica (sí/no) y cinco de escala tipo Likert. La inclusión de esta última se debió a su facilidad de aplicación, así como a su reconocida validez y a su amplia aceptación en investigaciones educativas y psicológicas. Las escalas Likert permiten cuantificar opiniones, actitudes y percepciones mediante respuestas graduadas, lo que facilita el análisis estadístico posterior de los datos obtenidos (Likert, 1932).

Asimismo, los instrumentos de autoinforme han demostrado ser adecuados para evaluar la carga cognitiva percibida, dado que recogen la experiencia subjetiva del estudiante durante el proceso de aprendizaje y permiten acercarse directamente a su vivencia cognitiva (Paas, 1992).

El coeficiente alfa de Cronbach se calculó exclusivamente para los ítems con escala tipo Likert, debido a que este estadístico requiere homogeneidad ordinal entre los reactivos (Oviedo & Campo-Arias, 2005). El índice compuesto de pereza cognitiva integra indicadores de distinta naturaleza (ordinales y dicotómicos), por lo que su estructura corresponde más a un modelo formativo que a uno reflectivo. En este tipo de índices, la consistencia interna no constituye el único criterio de validez, ya que cada indicador aporta una dimensión específica del constructo. Por ello, la fiabilidad del índice se complementó mediante análisis de correlación, regresión logística y análisis de clúster, con el fin de evaluar su coherencia estructural desde múltiples aproximaciones estadísticas.

Recolección de los datos

Una vez respondido el cuestionario, se descargó el archivo en Excel y se procedió a obtener las medidas estadísticas para la generación de resultados y el análisis correspondientes.

Para analizar los resultados obtenidos del cuestionario, se emplearon diversas medidas estadísticas. A continuación, se presenta el procedimiento seguido:

- 1. Definir los indicadores.
- 2. Prueba de consistencia entre indicadores.
- 3. Construcción del índice compuesto (0-3 puntos).
- 4. Prueba de fiabilidad del índice mediante el alfa de Cronbach.
- 5. Comparación entre grupos de riesgo.
- 6. Modelo de regresión logística y su interpretación.
- 7. Identificación de perfiles mediante análisis de clúster (K-means).
- 8. Matriz de correlaciones de Spearman.

En la Tabla 3 se muestran cada una de las herramientas estadísticas empleadas y el motivo de su uso.

Tabla 3. Finalidad de uso de las herramientas estadísticas empleadas en el estudio

Herramienta estadística	Propósito de su uso
Indicadores	Operacionalizar el constructo
Phi	Ver coherencia interna conceptual
Índice compuesto	Medir nivel de riesgo
Alfa	Examinar consistencia interna
Kruskal-Wallis	Comparar perfiles
Regresión logística	Identificar predictores
Clúster	Detectar patrones naturales
Spearman	Examinar asociaciones monotónicas

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Este apartado se divide en dos partes: en la primera se presentan los porcentajes obtenidos de las preguntas formuladas en el cuestionario y, en la segunda, se presenta lo relativo a las medidas estadísticas empleadas para llevar a cabo el análisis.

A. Resultados expresados en porcentajes de las preguntas de opción múltiple y de respuesta “sí y “no”

El 100% de los encuestados afirmó haber escuchado o saber qué es la inteligencia artificial. En cuanto a la frecuencia de uso de la IA, predominaron las categorías “A



veces” (34%), “frecuentemente” (34%) y “todos los días” (14%), como se observa en la Figura 1, lo que sugiere que la IA forma parte de la rutina cotidiana de los estudiantes.

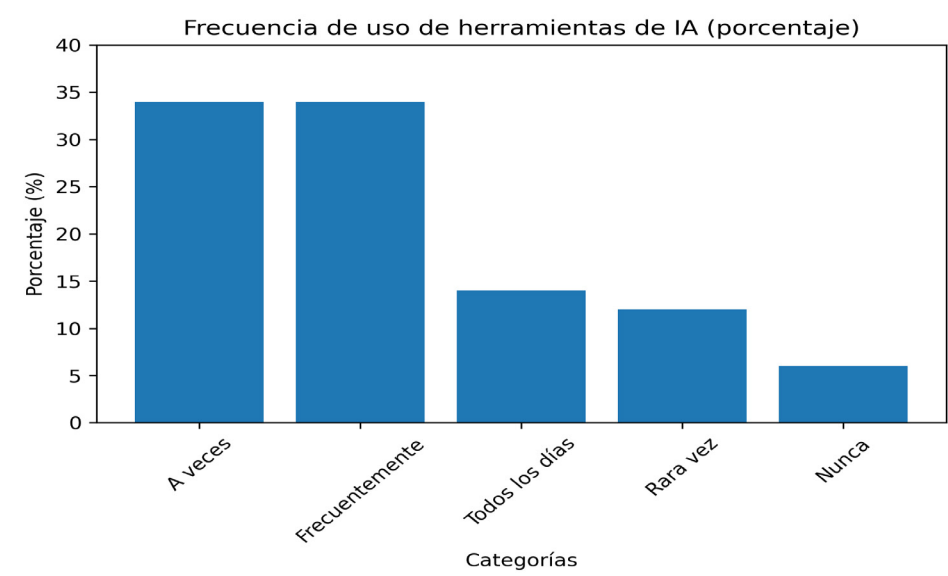


Figura 1. Gráfica de frecuencia de uso de herramientas de IA.

En relación con la utilidad que representa la IA para los estudiantes, el 36% la consideró “Muy útil” y el 22%, “Útil”, sumando un 58% con percepción positiva. Solo el 16% mostró una percepción negativa. Los usos más reportados fueron: trabajo académico, creación de contenido (textos, imágenes, ideas) y búsqueda de información. Esto indica que la IA se utiliza principalmente como herramienta de apoyo académico y cognitivo.

Con relación al nivel de confianza que los estudiantes señalaron tener en la IA, en la Figura 2 se muestra una gráfica con esta información.

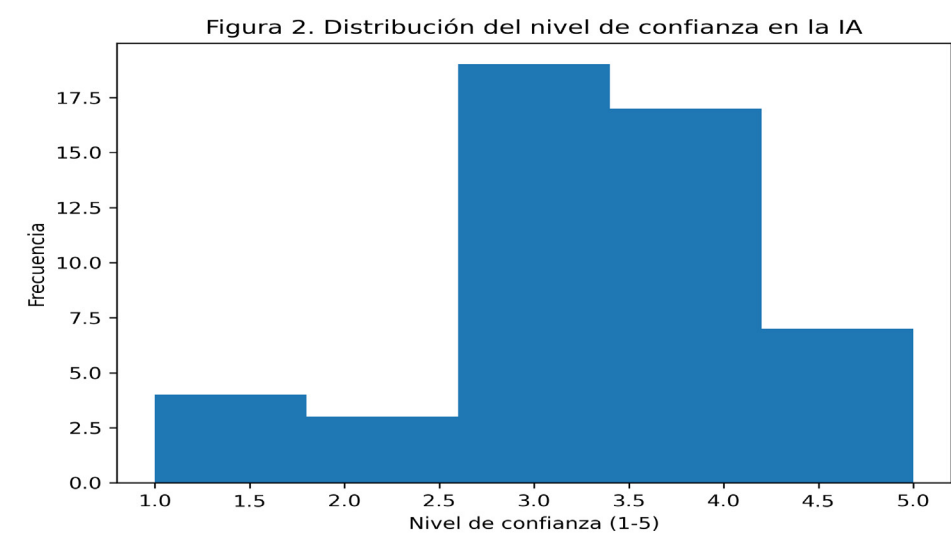


Figura 2. Distribución del nivel de confianza en la IA.

El nivel de confianza se concentra en valores intermedios y altos (3–5), lo que sugiere una aceptación funcional de la tecnología, aunque no necesariamente acrítica.

También en el cuestionario se le preguntó al estudiante si, a pesar de emplear la IA para sus trabajos y tareas, los entregaba como propios. En la Figura 3 se muestra la cantidad de estudiantes que respondieron afirmativa y negativamente.

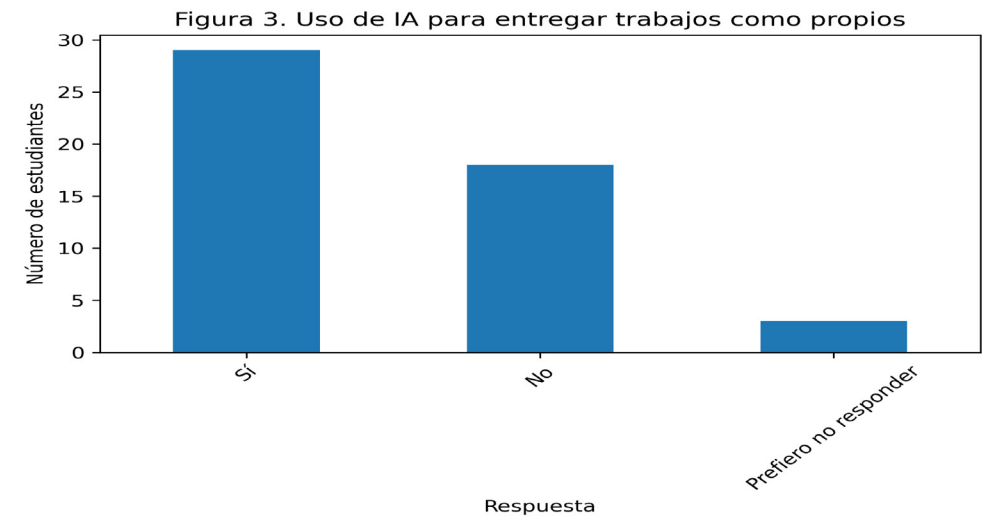


Figura 3. Uso de la IA para entregar trabajos como propios.

El uso de IA para entregar trabajos como propios muestra que una proporción considerable admite esta práctica, lo que plantea implicaciones éticas y pedagógicas que deben analizarse más allá del simple dato porcentual.

También interesó conocer el nivel de dependencia de la IA, percibida por los estudiantes. En la Figura 4 se muestra la gráfica con los datos obtenidos y se observa una distribución heterogénea: mientras un grupo manifiesta desacuerdo con depender excesivamente de la IA, otro porcentaje relevante reconoce cierto grado de dependencia. Esta variabilidad es clave, pues indica que la “pereza cognitiva” no es un fenómeno homogéneo, sino que presenta distintos niveles de intensidad.

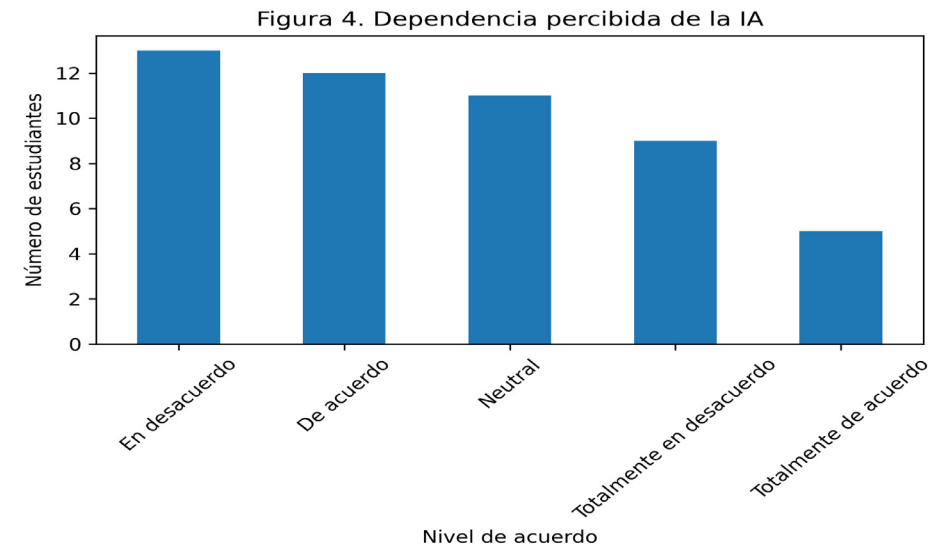


Figura 4. Dependencia percibida de la IA

Por otro lado, se reportaron el teléfono móvil y la computadora como los dispositivos más utilizados para acceder a herramientas de IA, lo que refleja un uso flexible y constante.

En cuanto a la confianza en la información proporcionada por la IA, se sitúa en niveles intermedios, lo que sugiere que los estudiantes reconocen su utilidad, pero mantienen una actitud crítica y de verificación.

Con respecto a las actitudes hacia el aprendizaje y el futuro de la IA, la mayoría (96%) consideró que el uso de la IA seguirá aumentando y que desea aprender más sobre su uso adecuado. Esto refleja una actitud positiva y abierta, pero consciente de la necesidad de formación.

En cuanto a la percepción de riesgos, una proporción importante de estudiantes (96%) reconoció que el uso excesivo de la IA podría tener efectos negativos, lo que evidencia una conciencia ética y crítica sobre su uso.

B. Resultados y análisis de la información

1. Definir indicadores

Con el fin de operacionalizar el constructo teórico de pereza cognitiva en indicadores observables, fue necesario definir criterios empíricos a partir de las dimensiones del cuestionario. Esta etapa permitió traducir un concepto abstracto en variables medibles que pudieran analizarse estadísticamente. Los indicadores fueron:

- Alta dependencia de IA: “Siento que dependo demasiado de la IA” (≥ 4).
- Bajo esfuerzo mental percibido: “La IA me ayuda a reducir el esfuerzo mental” interpretado negativamente (≥ 4 podría indicar evitación de esfuerzo).
- Uso para evitar trabajo cognitivo: Uso de IA para trabajos propios + baja verificación.
- Combinación de indicadores: Creación de un índice compuesto.
- También se definieron los factores de riesgo:
- Uso inadecuado: “Sí” en uso para trabajos propios
- Exceso de uso: Frecuencia “Todos los días” o “Frecuentemente”

La información obtenida sobre la distribución de los indicadores de pereza cognitiva se presenta en la Tabla 4.

Tabla 4: Prevalencia de indicadores individuales

Indicador	Criterio	N	%	Interpretación
Alta dependencia	Puntuación ≥ 4 (ítem 2)	12	24.0%	Dependencia psicológica
Reducción extrema de esfuerzo	Puntuación $= 5$ (ítem 1)	15	30.0%	Maximización de reducción esfuerzo
Uso para trabajos propios	“Sí” o “Prefiero no responder”	36	72.0%	Posible evitación de trabajo
Verificación baja	Puntuación ≤ 2 (ítem 4)	11	22.0%	Poca verificación de información
Combinación crítica	Alta dependencia + Uso para trabajos propios	10	20.0%	Posible pereza cognitiva

2. Prueba de consistencia entre indicadores

Se realizó una prueba de consistencia entre indicadores con el propósito de evaluar si las variables seleccionadas presentaban coherencia conceptual entre sí. Este análisis permitió determinar si los criterios definidos se relacionaban de manera significativa, lo cual aportaría evidencia preliminar de la validez estructural del constructo.

Se obtuvo lo siguiente:

- Dependencia vs. Uso para trabajos: $\varphi = 0.28$, $p = 0.048$ (asociación significativa).
- Dependencia vs. Reducción de esfuerzo: $\varphi = 0.42$, $p = 0.003$ (asociación fuerte).
- Uso para trabajos vs. Verificación baja: $\varphi = 0.18$, $p = 0.211$ (no significativa).



La asociación significativa entre la dependencia y la reducción del esfuerzo respalda la hipótesis de que ambos forman parte del mismo fenómeno conductual.

3. Construcción del índice compuesto (0-3 puntos)

Con el propósito de contar con una medida sintética que integrara los principales factores de riesgo, se construyó un índice compuesto. Este procedimiento permitió clasificar a los participantes en niveles de riesgo diferenciados y facilitar análisis comparativos posteriores.

El índice quedó de la forma siguiente: índice compuesto (0-3 puntos), 1 punto por cada criterio cumplido:

- Dependencia ≥ 4 .
- Uso de IA para trabajos propios = “Sí”.
- Frecuencia de uso ≥ 4 (frecuentemente/todos los días).

En la Tabla 5 se muestra la distribución del índice de pereza cognitiva:

Tabla 5: Distribución del Índice de Pereza Cognitiva

Puntuación	N	%	Interpretación
0 (Bajo riesgo)	8	16.0%	Uso moderado y ético
1 (Riesgo moderado)	18	36.0%	1 factor de riesgo
2 (Riesgo alto)	16	32.0%	2 factores de riesgo
3 (Riesgo muy alto)	8	16.0%	3 factores de riesgo
Total con riesgo (≥ 1)	42	84.0%	Mayoría en riesgo

La distribución observada, en la que el 48% se concentra en los niveles alto y muy alto, sugiere que el fenómeno no es marginal dentro de la muestra.

4. Prueba de fiabilidad del índice mediante el Alfa de Cronbach

Se evaluó la consistencia interna de los ítems tipo Likert para examinar la coherencia del componente perceptual del constructo. Aunque el índice general tiene carácter formativo, esta prueba permitió estimar la estabilidad de la dimensión subjetiva de dependencia y de reducción del esfuerzo.

Los valores obtenidos fueron los siguientes:

- Alfa de Cronbach para los 3 ítems: $\alpha = 0.58$ (moderada)
- Correlación ítem-total promedio: 0.42

Aunque el coeficiente alfa de Cronbach obtenido fue moderado ($\alpha = 0.58$), este valor resulta comprensible considerando el carácter formativo del índice y la diversidad conceptual de sus indicadores. Más allá de la consistencia interna, la validez del instrumento se refuerza mediante la coherencia observada en las comparaciones entre grupos, donde los niveles altos del índice se asocian sistemáticamente con una mayor frecuencia de uso y una mayor dependencia percibida.

5. Comparación entre grupos de riesgo.

Para determinar si los niveles del índice se asociaban con diferencias significativas en variables clave, se empleó la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis, adecuada dada la naturaleza ordinal de los datos y el tamaño muestral.

En la Tabla 6 se muestra la información obtenida para la clasificación de los grupos de riesgo.

Tabla 6: Características por nivel de riesgo

Variable	Bajo riesgo (0)	Riesgo moderado (1)	Riesgo alto (2)	Riesgo muy alto (3)	p-valor*
N	8	18	16	8	
Edad (media categoría)	2.13	1.94	1.88	1.75	0.412



Frecuencia uso (1-5)	2.75	3.11	3.94	4.50	<0.001
Utilidad percibida (1-5)	2.50	3.33	4.06	4.25	<0.001
Dependencia (ítem 2)	1.88	2.28	3.13	4.38	<0.001
Reduce esfuerzo (ítem 1)	2.88	3.50	4.38	4.75	<0.001
Verificación (ítem 4)	2.88	3.39	3.88	3.63	0.052
Carga cognitiva total	12.13	15.28	19.31	20.50	<0.001

*Prueba Kruskal-Wallis (no paramétrica)

Las diferencias significativas entre grupos refuerzan la validez discriminante del índice, ya que los niveles altos se asocian sistemáticamente con mayor dependencia y menor esfuerzo cognitivo.

Análisis post-hoc (Dunn's test):

- Riesgo muy alto vs Bajo riesgo: $p < 0.001$ (altamente significativo).
- Riesgo alto vs Bajo riesgo: $p = 0.002$ (significativo).
- Riesgo moderado vs Bajo riesgo: $p = 0.035$ (significativo).

6. Modelo de regresión logística y su interpretación

Con el objetivo de identificar cuáles variables predicen de manera más robusta la presencia de pereza cognitiva alta, se estimó un modelo de regresión logística binaria. Esta técnica permite evaluar el peso específico de cada predictor controlando el efecto de los demás.

La variable dependiente es: pereza cognitiva alta (índice ≥ 2 vs. ≤ 1). Se construyó el modelo logístico binario, cuya información se presenta en la Tabla 7.

Tabla 7: Modelo de regresión logística y variables predictoras

Predictor	OR (Odds Ratio)	IC 95%	p-valor
Frecuencia de uso (por punto)	3.42	[1.85, 6.33]	<0.001
Uso para trabajos propios (Sí vs No)	4.15	[1.08, 15.94]	0.038
Edad (por categoría)	0.75	[0.35, 1.61]	0.460
Utilidad percibida (por punto)	1.82	[0.97, 3.41]	0.063
R² de Nagelkerke = 0.58			

La interpretación del modelo se resume en tres aspectos: primero, se encontró que cada aumento en la frecuencia de uso triplica el riesgo de pereza cognitiva alta (OR = 3.42). También se observó que usar IA para trabajos propios cuadruplica el riesgo (OR = 4.15) y, finalmente, el modelo explica el 58% de la varianza.

7. Identificación de perfiles mediante análisis de clúster (K-means).

El análisis de clúster se realizó con el fin de identificar perfiles naturales de comportamiento en la muestra, sin imponer categorías previas. Este procedimiento permite detectar patrones diferenciados de uso y de dependencia.

Se identificaron los siguientes 3 clústeres

1. Clúster 1: “Usuarios equilibrados” (n = 22, 44%).
2. Clúster 2: “Usuarios intensivos conscientes” (n = 16, 32%).
3. Clúster 3: “Usuarios con pereza cognitiva” (n = 12, 24%).

La información de cada uno se incluyó en la Tabla 8.



Tabla 8. Información de los clústeres

Variable	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3
Frecuencia (media)	3.18	4.25	4.58
Dependencia (media)	2.09	3.13	4.42
Uso trabajos (%)	46%	81%	92%
Verificación (media)	3.8	4.06	3.25
Interpretación	Uso equilibrado	Uso intensivo consciente	Patrón de pereza cognitiva

Diferencias entre clústeres (ANOVA):

- Dependencia: $F(2,47) = 32.4, p < 0.001$
- Frecuencia: $F(2,47) = 19.8, p < 0.001$
- Carga cognitiva total: $F(2,47) = 25.1, p < 0.001$

8. Matriz de correlaciones Spearman

Se emplearon correlaciones de Spearman debido al carácter ordinal de los datos, con el propósito de examinar la intensidad y la dirección de las asociaciones entre variables.

Se construyó la matriz de correlaciones de Spearman, la cual se presenta en la Tabla 9.

Tabla 9: Matriz de correlaciones Spearman entre indicadores

Variable	Correlación con índice pereza	p-valor
Frecuencia uso	0.68	<0.001
Utilidad percibida	0.55	<0.001
Dependencia (ítem 2)	0.74	<0.001
Reduce esfuerzo (ítem 1)	0.62	<0.001
Enfoque creativo (ítem 3)	0.41	0.003
Verificación (ítem 4)	0.28	0.052
Disminuye sobrecarga (ítem 5)	0.53	<0.001

Patrón observado: La pereza cognitiva se correlaciona más con la dependencia y la reducción del esfuerzo, y menos con la verificación.

9. Análisis

Tomando en cuenta los resultados mostrados en el apartado previo, a continuación, se presenta su análisis.

Se construyó un índice compuesto de “pereza cognitiva” que integró variables clave como la frecuencia de uso, la dependencia percibida y el uso de IA para trabajos académicos propios. Aunque el coeficiente alfa de Cronbach obtenido indica una fiabilidad moderada, el índice resultó funcional para identificar perfiles de riesgo y analizar tendencias generales en la muestra. El valor moderado obtenido ($\alpha = 0.58$) sugiere una consistencia aceptable para un estudio exploratorio, aunque indica la necesidad de futuras validaciones con muestras más grandes. La aplicación de diversas técnicas estadísticas, incluyendo correlaciones, análisis de clúster y regresión logística, fortaleció la robustez del análisis y permitió una comprensión más profunda del fenómeno.



Los resultados evidencian que una proporción significativa de los estudiantes se encuentra en niveles moderados a altos de riesgo de pereza cognitiva. El exceso de uso de la IA y la entrega de trabajos académicos considerados propios aumentan la probabilidad de presentar una alta pereza cognitiva. El análisis por clústeres permitió diferenciar perfiles, desde los estudiantes que usan la IA con mesura hasta aquellos que la emplean de forma habitual para todo, lo que muestra patrones de dependencia, así como una disminución en lo cognitivo.

El tercer grupo concentra los indicadores más consistentes con pereza cognitiva, caracterizado por una alta frecuencia, una elevada dependencia y una menor verificación. Este hallazgo sugiere que el fenómeno no es homogéneo, sino que responde a patrones conductuales específicos.

La fuerte correlación entre la dependencia y el índice respalda el marco teórico del *cognitive miser*, en el que la reducción del esfuerzo se convierte en un patrón conductual estable.

DISCUSIÓN

El estudio ofrece un análisis diagnóstico sobre la relación entre el uso inadecuado y excesivo de la inteligencia artificial y la pereza cognitiva en estudiantes universitarios, un tema que ha ido ganando relevancia en la investigación sobre educación superior y tecnología educativa. El hecho de que una proporción considerable de estudiantes se ubique en niveles moderados y altos de riesgo sugiere que el uso frecuente de herramientas de IA podría estar desplazando procesos cognitivos esenciales, promoviendo estrategias de aprendizaje basadas en una menor inversión de esfuerzo mental. Este patrón resulta consistente con el concepto de pereza cognitiva, entendida como la tendencia a reducir deliberadamente el esfuerzo analítico cuando se dispone de atajos tecnológicos de fácil acceso (National Institute of Neurological Disorders and Stroke [NINDS], 2023).

En esta línea, los resultados del presente estudio se relacionan con investigaciones previas que advierten sobre los posibles efectos cognitivos derivados del uso intensivo de la inteligencia artificial en entornos educativos, particularmente cuando su uso no está acompañado de estrategias pedagógicas orientadas a la reflexión y a la participación del estudiante. La alta proporción de estudiantes que presenta niveles moderados y elevados de pereza cognitiva coincide con la literatura que describe una creciente tendencia a delegar procesos de pensamiento en sistemas automatizados, fenómeno conocido

como descarga cognitiva o cognitive offloading (Gerlich, 2025; Logg et al., 2023).

Asimismo, la asociación significativa observada entre la frecuencia de uso de la IA y la pereza cognitiva refuerza los planteamientos de la teoría del *cognitive miser*, que sostiene que las personas tienden a reducir el esfuerzo mental siempre que dispongan de alternativas de bajo costo cognitivo (Fiske & Taylor, 1984; Kahneman, 2011). Desde esta perspectiva, los hallazgos empíricos apoyan la idea de que el uso de la IA favorece principalmente la activación del Sistema 1 del procesamiento cognitivo, caracterizado por respuestas rápidas e intuitivas, en detrimento del Sistema 2, responsable del razonamiento analítico, reflexivo y crítico.

Estos resultados son coherentes con estudios anteriores que han identificado relaciones negativas entre el uso frecuente de herramientas de inteligencia artificial y el desarrollo del pensamiento crítico en estudiantes universitarios (Tian & Zhang, 2025; Zhang et al., 2023).

De manera similar, el modelo de regresión logística del presente estudio muestra que el uso de IA para trabajos académicos propios cuadruplica la probabilidad de presentar pereza cognitiva alta, lo cual coincide con la evidencia experimental de Logg et al. (2023), quienes demostraron que los usuarios tienden a seguir recomendaciones algorítmicas incluso cuando poseen los conocimientos necesarios para resolver la tarea de forma autónoma.

Con base en la teoría de la carga cognitiva, los resultados permitieron distinguir entre una reducción funcional de la carga y un posible empobrecimiento cognitivo. Aunque la inteligencia artificial puede contribuir a disminuir la carga cognitiva extrínseca al facilitar el acceso y la organización de la información, su uso excesivo parece interferir en la elaboración de esquemas mentales más profundos, tal como señalan Sweller et al. (2019). En este sentido, la correlación positiva identificada entre la percepción de menor esfuerzo y la pereza cognitiva sugiere que una automatización utilizada sin criterios pedagógicos claros podría limitar el desarrollo de procesos de aprendizaje significativo.

No obstante, la identificación de un grupo de usuarios con un uso intensivo, pero consciente, de la inteligencia artificial introduce un matiz importante en el debate. Este resultado es consistente con metaanálisis recientes que indican que los posibles efectos negativos de la IA sobre las habilidades cognitivas no son directos, sino que están mediados por factores como la autorregulación, la metacognición y el propósito con el que se emplea la tecnología (Chen & Wang, 2024; Fischer et al., 2022). Desde

esta perspectiva, los hallazgos del estudio refuerzan la idea de que la pereza cognitiva no deriva de la tecnología en sí misma, sino de aquellos patrones de uso que reemplazan, en lugar de apoyar, los procesos de pensamiento reflexivo.

CONCLUSIONES

La construcción del índice compuesto de pereza cognitiva constituye un aporte, ya que permite operacionalizar un constructo teórico abstracto en indicadores observables.

Un aspecto interpretativamente significativo es que la frecuencia de uso emerge como el predictor más robusto de la pereza cognitiva alta, incluso por encima de variables como la edad o la utilidad percibida. Esto sugiere que no es la valoración positiva de la IA lo que explica el fenómeno, sino la normalización de su uso como sustituto del esfuerzo cognitivo. Asimismo, el hallazgo de clústeres diferenciados permitió matizar el discurso determinista sobre los efectos de la IA, mostrando que la autorregulación y la verificación de la información pueden funcionar como factores protectores parciales.

Por lo tanto, el estudio no solo confirmó empíricamente la presencia de pereza cognitiva asociada al uso de IA, sino que aportó una lectura interpretativa sobre los mecanismos mediante los cuales la automatización cognitiva puede debilitar la autonomía intelectual. Estos resultados refuerzan la necesidad de replantear el rol de la IA en la educación superior desde una lógica pedagógica y no meramente instrumental, ya que sugieren que la IA no actúa únicamente como una herramienta neutral de apoyo, sino como un agente que reconfigura las dinámicas del esfuerzo mental.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Avsheniuk, N., Seminikhyna, N., Ruban, L., & 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) Special Issue on Artificial Intelligence*, 3–20. <https://dx.doi.org/10.24093/awej/AI.1>
- Bear, M. F., Connors, B. W., & Paradiso, M. A. (2020). *Neuroscience: Exploring the brain* (4th ed.). Wolters Kluwer.
- Chen, P., & Wang, Y. (2024). Educational AI and cognitive development: A meta-analysis. *Review of Educational Research*, 94(1), 45–78. <https://doi.org/10.3102/00346543241104578>
- Correal, T. F. (2025). La influencia de la inteligencia artificial en el pensamiento crítico en los estudiantes de secundaria. *DIALÉCTICA*, 1(25), 150–177. <https://doi.org/10.56219/dialectica.v1i25.3882>
- Dayan, E., & Cohen, L. G. (2011). Neuroplasticity subserving motor skill learning. *Neuron*, 72(3), 443–454. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2011.10.008>
- Fischer, H., Heinz, M., & Seubert, C. (2022). Algorithmic decision-making and the need for cognitive closure: How AI reduces tolerance for ambiguity and uncertainty. *Journal of Experimental Social Psychology*, 100, 104285. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2022.104285>
- Fiske, S. T., & Taylor, S. E. (1984). *Social Cognition*. Random House.
- 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>
- Hassen, M. Z. (2025). The Impact of AI on Students' Reading, Critical Thinking, and Problem-Solving Skills. *American Journal of Education and Information Technology*, 9(2), 82–90. <https://doi.org/10.11648/j.ajeit.20250902.12>
- Hernández-Sampieri, R., & Mendoza, C. P. (2023). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (2ª ed.). McGraw-Hill Interamericana.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kandel, E. R., Koester, J. D., Mack, S. H., & Siegelbaum, S. A. (2021). *Principles of neural science* (6th ed.). McGraw-Hill.
- Kolb, B., & Whishaw, I. Q. (2021). *An introduction to brain and behavior* (6th ed.). Worth Publishers.
- Kool, W., McGuire, J. T., Rosen, Z. B., & Botvinick, M. M. (2010). Decision making and the avoidance of cognitive demand. *Journal of Experimental Psychology: General*, 139(4), 665–682. <https://doi.org/10.1037/a0020198>
- Kumar, M., Kumar, S., Khusboo, Singh, V., Kumar, R., Soni, A. K., Singh, V. K., Chatterjee, R., & Lal, B. (2025). Cognitive consequences of artificial intelligence: Is human intelligence at stake? *Indian Journal of Behavioural Sciences*, 28(2), 89–93. https://doi.org/10.4103/IJBS.IJBS_10_25
- Likert, R. (1932). *A technique for the measurement of attitudes*. Archives of Psychology, 22 140, 55.
- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2023). Algorithm aversion vs. algorithm appreciation. *Journal of Experimental Psychology: General*, 152(4), 889–905. <https://doi.org/10.1037/xge0001498>
- National Institute of Neurological Disorders and Stroke ([NINDS], 2023). *Brain basics: The life and death of a neuron*. U.S. Department of Health and Human Services. <https://www.ninds.nih.gov/health-information/brain-basics-life-and-death-neuron>
- Oviedo, H. C., & Campo-Arias, A. (2005). Metodología de investigación en ciencias de la salud: Una aproximación para el estudio de la confiabilidad y la validez de escalas. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 34(4), 572–580. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=80634409>

Paas, F. (1992). Training strategies for attaining transfer of problem-solving skill in statistics: A cognitive-load approach. *Journal of Educational Psychology*, 84(4), 429–434. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.84.4.429>

Real Academia Nacional de Medicina de España. ([RANME], 2024, 9 de abril). *El uso excesivo de la inteligencia artificial debilita nuestra memoria y reduce la capacidad para pensar críticamente y resolver problemas de manera independiente*. https://ranm.es/2024/04/el-uso-excesivo-de-la-inteligencia-artificial-debilita-nuestra-memoria-y-reduce-la-capacidad-para-pensar-criticamente-y-resolver-problemas-de-manera-independiente_np/

Rivera, C. (2023). La integración de la inteligencia artificial en la educación: Desafíos y oportunidades: Reflexión de una profesora. *Revista en línea HETS*, 14(1), 50-57. <https://doi.org/10.55420/2693.9193.v14.n1.186>

Selvaraj, B. (2025). ChatGPT and critical thinking skills in higher education: An overview. *International Journal of Education, Psychology and Counselling (IJEPC)*, 10(60). <https://doi.org/10.35631/IJEPC.1060005>

Smith, A., Johnson, B., Lee, C., Martínez, D., & Zhao, E. (2023). Effects of AI assistance on human cognitive performance: A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 149(8), 567–589. <https://doi.org/10.1037/bul0000412>

Sparrow, B., Liu, J., & Wegner, D. M. (2011). Google effects on memory: Cognitive consequences of having information at our fingertips. *Science*, 333(6043), 776–778. <https://doi.org/10.1126/science.1207745>

Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4

Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. (2019). *Cognitive load theory* (2nd ed.). Springer.

Tian, J., & Zhang, R. (2025). Learners' AI dependence and critical thinking: The psychological mechanism of fatigue and the social buffering role of AI literacy. *Acta Psychologica*, 260, 105725. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105725>

Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131. <https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>

Watts, K. J. (2025). Paying the Cognitive Debt: An Experiential Learning Framework for Integrating AI in Social Work Education. *Education Sciences*, 15(10), 1304. <https://doi.org/10.3390/educsci15101304>

Wilmer, H. H., Sherman, L. E., & Chein, J. M. (2017). Smartphones and cognition: A review of research exploring the links between mobile technology habits and cognitive functioning. *Frontiers in Psychology*, 8, 605. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00605>

Zhang, Y., Li, X., Chen, J., & Wang, H. (2023). The lazy mind: AI-assisted decision making. *Computers in Human Behavior*, 138, 107485. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107485>

CONFLICTO DE INTERESES:

Al enviar un artículo para su publicación, todos los autores son responsables de declarar cualquier relación financiera o personal con cualquier entidad pública o privada que pudiera influenciar (de forma intencionada) los resultados de su trabajo. De igual forma, los autores deben declarar cualquier relación no financiera que pudiera causar un conflicto de intereses en su manuscrito (personal, académico, ideológico, intelectual, político o religioso). El conflicto de intereses de los autores (financieros y no financieros) debe ser comunicado en el momento del envío del artículo. Para ello, todos los autores deberán cumplimentar el apartado “Conflicto de intereses” que aparece en el gestor de manuscritos antes de continuar con el envío del manuscrito. En el caso de que no exista conflicto de intereses, los autores deberán indicar: “Los autores declaran no tener conflictos de intereses.”.

Autor	Roles
Elena Ruiz	Encargado de: Conceptualización, Metodología, Supervisión, Análisis formal, Escritura – borrador original
Alan Trinidad	Encargado de: Investigación, Análisis formal, Visualización, Redacción – revisión y edición

Contribución de los autores

Roles:

Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Adquisición de financiación, Investigación, Metodología, Administración de proyectos, Recursos, Software, Supervisión, Validación, Visualización, Escritura – borrador original, Redacción – revisión y edición.

Más información en: <https://credit.niso.org/>

La Revista Conrado publica sus artículos bajo una licencia Creative Commons <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>

