

Propensión a la automatización del aprendizaje por el uso de inteligencia artificial generativa

Propensity for learning automation through the use of generative artificial intelligence

DOI: <https://doi.org/10.32870/dse.v0i34.1739>

Mauricio Dagoberto Deleon Villagrán*
Tania Griselda González Gómez**

Resumen

Esta investigación tiene como propósito explorar el estado actual del uso de plataformas de inteligencia artificial en el contexto universitario, como soporte y ayuda para el estudiantado en la elaboración de trabajos académicos, siendo una práctica que induce hacia la automatización del aprendizaje. El estudio se estructura a partir de una perspectiva cuantitativa, desde un enfoque exploratorio de corte transversal, y concilia características descriptivas y correlacionales. Se implementó un cuestionario estandarizado *ad hoc* para una participación de 445 estudiantes, procedentes de una universidad privada de El Salvador, para ejecutar el relevamiento de datos en un periodo de tres meses entre 2023 y 2024. Los resultados demuestran una tendencia hacia el uso habitual y normalizado de herramientas de IAG por un poco más de 60% de los discentes, en diferentes niveles de recurrencia; estas herramientas proporcionan un sostén que facilita a los discentes el poder dar cumplimiento a actividades que forman parte del sistema de evaluaciones. En conclusión, la utilización de estos recursos recae en prácticas que rozan posibles riesgos éticos y pedagógicos, la normalización en la utilización de estas plataformas la justifican por los beneficios y resultados positivos que los estudiantes obtienen en la inmediatez; esto evidencia que los procesos de enseñanza y evaluación necesitan ser adaptados a los avances de estas tecnologías.

Palabras clave: Inteligencia artificial – proceso de aprendizaje – evaluación del estudiante – rendimiento académico – educación superior.

Abstract

This study aims to explore the current state of the use of artificial intelligence platforms in a university context, as support and assistance for students in the preparation of academic work, a practice that promotes the automation of learning. The study is structured from a quantitative perspective, using an exploratory, cross-sectional approach, and reconciles descriptive and correlational analyses. A standardized *ad hoc*

* Maestro en Métodos y Técnicas de la Investigación Social. Líneas de investigación: Sociología de la Educación, Psicología Educativa, y Métodos de investigación. Investigador, Universidad Dr. Andrés Bello, El Salvador. mauricio.deleon@unab.edu.sv

** Maestra en Atención a la Violencia en la Familia. Líneas de investigación: Ciencias Sociales, Violencia Política y Género. Investigadora, Universidad Dr. Andrés Bello, El Salvador. tania.gonzalez@unab.edu.sv

questionnaire was implemented for 445 students from a private university in El Salvador, collecting data over a three-month period between 2023 and 2024. The results demonstrate a trend towards the regular and standardized use of AI tools by just over 60% of students, at varying levels of frequency. These tools provide support that facilitates students in completing activities that are part of the assessment system. In conclusion, the use of these resources involves practices that border on potential ethical and pedagogical risks. The normalization of the use of these platforms has been justified by the immediate benefits and positive outcomes obtained by the students, which shows that teaching and assessment processes need to adapt to developments in these technologies.

Keywords: Artificial intelligence – learning process – student assessment – academic performance – higher education.

Introducción

La pandemia de Covid-19 no sólo tuvo efectos directos en la salud. Básicamente, como resultado de dicha coyuntura hubo una reconfiguración de las actividades humanas como se conocían, entre ellas –y lo que concierne a esta investigación–, la arista educativa, dado que en dicho contexto surgieron un sinnúmero de plataformas digitales que permitieron, desde el confinamiento, continuar y diversificar los procesos de enseñanza-aprendizaje en todos los niveles, incluyendo a la educación superior. Lo anterior, facilitó, aunque de manera abrupta debido al analfabetismo digital, la incorporación y la asiduidad en el uso de dichas plataformas en el sector estudiantil (An *et al.*, 2024).

El cambio en la dinámica educativa fue inminente, pese a que la pandemia se había controlado y la mayoría de sectores regresó a las modalidades de trabajo o estudio presencial, algunas instituciones optaron por la implementación de la modalidad virtual e híbrida, por tanto, estas plataformas continuaron siendo parte de la vida cotidiana de los discentes (Rodríguez, González, 2025); tras la adaptación a “la nueva realidad”, las plataformas que ya existían se fueron adecuando al mercado educativo, y así emergieron otras derivadas de la Inteligencia Artificial (IA), con la finalidad de satisfacer o complementar los requerimientos que ese mercado demandaba para modalidades en línea (Pitso, 2023).

El 30 de noviembre de 2022, ya con la emergencia sanitaria superada en muchos países, y en el apogeo del proceso de adaptación a nuevas modalidades y espacios de aprendizaje, surgió el ChatGPT (Chat Generative Pre-trained Transformer) en su versión 3.5 (Diego *et al.*, 2023); dicha herramienta contaba con el potencial de impulsar cambios dirigidos en lo relativo al ámbito académico, como las estrategias para fomentar el aprendizaje, las actividades académicas y la forma o dinámicas de evaluación (Zhai, 2022).

La aparición de esta nueva herramienta implicó un acceso a información expedita y sintetizada en tiempo real, posibilitando la transformación de la educación a través de una nueva

forma de personalización de los procesos de enseñanza de acuerdo a los requerimientos particulares de los discentes, ya que esta tecnología coadyuva con el ahorro de tiempo para optimizar los recursos disponibles hacia una mejoría de la calidad del aprendizaje (Galindo-Domínguez *et al.*, 2024); sin embargo, las bondades que ofrece la Inteligencia Artificial Generativa (IAG) a la que pertenecen plataformas como ChatGPT, trae algunos desafíos de tipo ético para las personas usuarias, como el plagio, dependencia excesiva e información incorrecta o falsable (Romo-Pérez *et al.*, 2024), provocando alteraciones en los sesgos de confirmación de los estudiantes (González, 2020).

Entre los desafíos más significativos que señalan Diego *et al.* (2023) y Yan *et al.* (2025), se encuentra la comprensión sobre el manejo de grandes volúmenes de información con niveles de procesamiento veloz que tiene esta herramienta, lo que limita el ejercicio analítico y crítico de los discentes, además de las dudas generadas por la inexactitud del contenido, la lucha por la dependencia del uso constante de la herramienta y los problemas vinculados a la privacidad. A esto se suma el surgimiento de herramientas complementarias que permiten afinar o “humanizar” las tareas, para evitar la detección y ser descubiertos haciendo “trampa”, dado que en el mercado de los softwares también existen detectores de IA; esto con la finalidad de revelar un uso indebido (Arévalo, Quinde, 2023).

Diego *et al.* (2023) indican que existe un “facilismo” que promueve el uso de estas herramientas; a esto se le agrega la infinidad de *hacks* o “trucos académicos” que señala Castillejos (2022). Estos trucos se encuentran y se promueven principalmente por *influencers* dentro de redes sociales, donde esta autora expresa, que el único interés que tienen los generadores de contenido es engrosar la lista de seguidores, sin importarles los desafíos educativos de los discentes.

Lo anterior es resultado de las falencias que acarrear los estudiantes universitarios en los primeros años formativos, las cuales provienen desde la educación básica, como la carencia de habilidades de identificación y evaluación entre información científica y falsa (Buzzetto-Hollywood, Alade, 2018); esta confusión se deriva en gran medida por la falta de comprensión lectora y la poca ejercitación del pensamiento crítico para seleccionar y filtrar la información real (Castillejos, 2022), además, desconocen la existencia de un sistema de citación y sobre derechos de autor, volviéndose un problema grave en estudiantes universitarios: “La utilización de ChatGPT puede llevar a una falta de comprensión profunda de los conceptos o temas... pueden obtener respuestas sin realmente entender los fundamentos subyacentes” (Romo-Pérez *et al.*, 2024: 326).

De acuerdo con Castillejos (2022), un estudiante universitario debería ser una persona que cultiva constantemente su pensamiento crítico, que por propia iniciativa tiene interés por aprender cada día más; que, idealmente, cuestione continuamente lo aprendido en el aula y ello lo lleve a realizar una búsqueda activa de información que sacie la sed de conocimiento, lo que le permitiría evaluar, interpretar y analizar los conocimientos, competencias y capacidades que formarán parte de su bagaje como futuro profesional. Pero cuando los discentes descubren lo simple y fácil

que es usar esta tecnología, y además, si las calificaciones que se pueden obtener en la inmediatez son de excelencia, aumenta la probabilidad de la aplicación recurrente de herramientas IAG ante la motivación de obtener resultados positivos (Galindo-Domínguez *et al.*, 2024: 25).

Entre la infinidad de elementos que entran en la dinámica de los estudiantes asiduos al uso de la IAG se destaca la motivación, puesto que este elemento es el que orienta mucho del accionar de esta población en el momento de incorporarla en la personalización del aprendizaje. De acuerdo a Ajeno (2003; como se citó en Naranjo-Pereira, 2009: 153), la motivación “debe ser entendida como la trama que sostiene el desarrollo de aquellas actividades que son significativas para la persona y en las que esta toma parte”. La motivación como proceso explica el inicio, dirección, intensidad y perseverancia de la conducta encaminada hacia el logro de una meta, modulada por las percepciones que los sujetos tienen de sí mismos (autoconcepto) y por las tareas a las que se tienen que enfrentar; y en este contexto, la perspectiva que determina la motivación y la conducta son las recompensas externas y los castigos.

En la teoría de las motivaciones, el autoconcepto es un elemento central, debido al papel que desempeña la percepción de los estudiantes sobre sus propias competencias y capacidades, como una autodeterminación para su eficacia académica (Guay *et al.*, 2010), aunado a los juicios de valor que perciben desde otros estudiantes y docentes. En el ámbito educativo, la emoción y la motivación están intrínsecamente ligadas para la efectividad de la adquisición de conocimiento, tener valoraciones altas de sus capacidades les permite tener expectativas superiores sobre su rendimiento académico, es decir, la percepción de los estudiantes en relación con el éxito y fracaso propio están relacionadas con el autoconcepto y autoestima (Naranjo-Pereira, 2009).

Cuando lo anterior no se cumple, hay altas probabilidades que los discentes busquen recursos alternativos para poder cubrir los objetivos propuestos, si el escenario de aprendizaje mantiene ciertos niveles de aburrimiento, estrés o ansiedad, y se continúe con un sistema de evaluación basado en “premios” y “castigos”, el uso viciado de *hacks* o trucos académicos (como las herramientas IAG) es una solución real para conseguir recompensas.

El desafío de la integridad académica en tiempos de IA

En su función social formativa, para García *et al.* (2024) la relación de la IA con la educación trata principalmente en la adecuación de los aprendizajes, los tópicos que más se analizan concier-
tan con el potencial que tienen estas plataformas para: un aprendizaje inmersivo e interactivo, tutorías de mayor impacto, soporte a través de asistentes virtuales, evaluación y desempeño, entre otros. Desde esa perspectiva, se entrevistó que estas herramientas permiten la identificación de patrones y tendencias como ayuda a los docentes en la reorientación de estrategias para la efectividad de sus métodos de enseñanza, “la llegada de la IAG en es una oportunidad para repensar las estrategias didácticas, las propuestas curriculares, así como los instrumentos de

evaluación que caracterizan hoy a los procesos educativos en la educación superior” (Chao-Rebolledo, Rivera-Navarro, 2024: 59).

Si bien estas herramientas presentan amplios beneficios potenciales para la educación, su adopción pasa por un análisis crítico de los factores que optimicen una implementación exitosa (Almogren *et al.*, 2024), y se debe considerar como vertiente específica la “educación en tiempos de IA”. Esto conlleva un esfuerzo reflexivo sobre cómo funciona este tipo de recursos en la formación de estudiantes y, más allá de los beneficios, cuáles son las implicaciones y riesgos de su uso, ya que “se necesitan nuevos conocimientos, habilidades, competencias y valores para la vida y el trabajo en la era de la IA” para su adecuada aplicación (García *et al.*, 2024: 11).

Es así que, para la educación en tiempos de IA, las universidades enfrentan un cambio de paradigma pedagógico y una tensión dialéctica entre los métodos de enseñanza tradicionales y las innovaciones educativas emergentes; la inteligencia artificial ya está impactando ampliamente a las sociedades en sus diferentes aristas y, por ende, en la educación terciaria, abriéndose paso en el contenido teórico y digital como en las prácticas y ejercicios de laboratorio (Hernández, Rodríguez-Conde, 2024), ya que es considerada por muchos expertos como una tecnología revolucionaria y disruptiva que afecta el comportamiento humano (Al-Zahrani, 2024), que resulta igual de peligrosa su aprobación simplista o su rechazo de manera ingenua, para su incorporación a las dinámicas universitarias.

De ahí que sea imperante la necesidad de esfuerzos de investigación que permitan contrastar las nuevas estrategias y herramientas implementadas para mejorar el proceso de aprendizaje en el estudiantado, así como para salvaguardar la autenticidad y el rigor académico en la educación superior (Carrión *et al.*, 2022). En este sentido, una de las preocupaciones presentes es el nivel de aceptación e integración de estos recursos, sobre cómo pueden ser empleados bajo un marco ético y, en particular, cuál será el uso que los discentes le otorguen a estas herramientas en la realización de actividades, tareas y trabajos académicos (Castillejos, 2022).

Navarro-Dolmestch plantea que estas plataformas generan riesgos al proceso docente y amenazan la ejecución de estrategias pedagógicas convencionales, y dichos riesgos ameritan ser identificados; a pesar de ello, se debe tomar en cuenta que no cualquier herramienta de IA genera automáticamente una transgresión, pero, al tipificar los riesgos y las posibles acciones de deshonestidad académica, se pueden establecer estrategias para poder mitigarlos con anticipación. En este contexto entra en juego la categoría *e-cheating*, la cual hace referencia al momento en que el uso de herramientas tecnológicas sobrepasa el simple apoyo u orientación que estas brindan, y aparecen comportamientos que infringen valores y normas preestablecidas, entre estas conductas, se encuentra el “plagio [directo o literal y en paráfrasis], suplantación de autoría y simulación de autoría” (2023: 243).

En el ámbito educativo salvadoreño, se encuentra vigente la dinámica de “premio-aprobación” y “castigo-reprobación”; esta dinámica condiciona a la población estudiantil desde los nive-

les básicos y se mantienen hasta la educación superior. En este contexto, el uso de herramientas de Inteligencia Artificial en los procesos de enseñanza-aprendizaje en la academia es una alternativa real, de tipo *life hack* y de *e-cheating* para alcanzar recompensas de éxito académico, y aunado a ello, la dinámica de redes socioculturales promueve su aplicabilidad con o sin el consentimiento de los orientadores del aprendizaje.

Estudios como el de Briñis-Zambrano (2024) muestran resultados considerables sobre percepciones de docentes y estudiantes a favor del uso de IAG en El Salvador; sin embargo, persiste la preocupación sobre aspectos éticos y de integridad académica. La incorporación de este tipo de recursos en la educación terciaria es inminente, por lo que es necesario establecer mediaciones que delimiten con precisión las fronteras del uso admisible de estas herramientas (Villegas, Rivas, 2025: 14).

Preguntas de investigación

Ante esto, las preguntas clave que se abordan son: ¿existe una relación entre el uso de IAG y la percepción de prácticas de honestidad académica? ¿con qué frecuencia los estudiantes universitarios usan estas plataformas para la elaboración de tareas o trabajos académicos? y ¿cómo perciben su uso, lo consideran injusto o normalizado?

Objetivos

Este estudio prevé explorar y generar evidencia a través del registro de la percepción de los estudiantes, sobre cuál es el estado actual del uso de plataformas de IAG en el contexto universitario, principalmente como soporte y ayuda para la elaboración de actividades y trabajos correspondientes a su carga académica. De esta manera, el objetivo general recae en explorar la relación entre el uso de la inteligencia artificial generativa y las prácticas de honestidad académica en estudiantes universitarios salvadoreños, con el fin de identificar patrones de uso de estas herramientas frente a posibles riesgos éticos y pedagógicos, para desarrollar una escala cuantitativa que mide la prevalencia de IAG en la producción académica estudiantil.

A partir de ello, se presentan los objetivos específicos: *a)* validar un conjunto de ítems para el desarrollo de un constructo sobre el nivel de utilización de plataformas de IAG en la elaboración de trabajos académicos universitarios; *b)* determinar la frecuencia y prevalencia en que los estudiantes utilizan plataformas de IA para realizar trabajos académicos; y *c)* analizar las percepciones estudiantiles sobre la normalización del uso de IAG y su relación con la honestidad académica.

Supuesto de investigación

Tomando en cuenta lo planteado, se tiene como supuesto que, a mayor reconocimiento del uso habitual de plataformas de IAG para la elaboración de actividades y trabajos académicos, los

estudiantes apuntarán hacia una utilidad positiva de estas herramientas, destacando su permisividad por los beneficios inmediatos que les brinda emplear estos recursos tecnológicos.

Método

El diseño de este estudio se estructura a partir de una perspectiva cuantitativa y desde un enfoque exploratorio, es de tipo no experimental y concilia características descriptivas y correlacionales por las variables latentes de interés contempladas (Bernal, 2012; Roque-Hernández, 2020; Tarrillo *et al.*, 2024). Se trata de un proceso de investigación de corte transversal y el relevamiento de datos se realizó desde fuentes primarias de información. Dicho proceso fue ejecutado entre las últimas seis semanas del año 2023 y las primeras seis semanas de 2024.

Participantes

Las unidades de análisis que componen la población o sujetos de estudio, son estudiantes procedentes de una institución de educación superior en El Salvador, la cual cuenta con un despliegue territorial y operativo en las cuatro regiones del país, lo que resulta conveniente para recolectar datos desde casos que representan perfiles de discentes con dinámicas varias o heterogéneas.

Como criterios de inclusión de estudiantes, se determinaron las siguientes características: uno, estar inscritos formalmente en alguna de las carreras ofertadas por la Universidad Doctor Andrés Bello (UNAB); dos, tener un estatus de estudiante activo en el periodo formativo correspondiente al momento de la colección de datos; tres, participar en una asignatura o en algún curso impartido en línea a través de la plataforma utilizada por la Unidad de Educación Virtual de dicha universidad; y cuatro, tener la disposición voluntaria de participar en el estudio, ratificando el consentimiento informado, donde se explicitaba el objetivo del estudio, el respeto a su anonimato y confidencialidad sobre la información proporcionada.

Se implementó como instrumento de producción de datos un cuestionario estandarizado *ad hoc* para una muestra intencionada, en la que se obtuvo la participación voluntaria y anónima de 445 casos o estudiantes. La investigación buscaba validar las propiedades de la escala o constructo propuesto en cuanto a fiabilidad, consistencia interna y estructura factorial; bajo esta directriz, la muestra cumple con la superación del criterio que cita a diez participantes por cada ítem que compone el constructo, también busca mayor heterogeneidad para aceptar una comparabilidad de patrones entre ítems con un tamaño muestral adecuado (> 300) para una fase inicial exploratoria y de depuración de la escala (Boateng *et al.*, 2018), sentando bases para que futuros estudios utilicen este inventario de ítems con muestras probabilísticas de mayor diversidad poblacional que ratifiquen las propiedades de la escala resultante.

Este estudio presenta viabilidad y factibilidad para el relevamiento y el registro de datos; se contó con los recursos y apoyo de las autoridades institucionales competentes para la aplicación del instrumento, así como para los canales de comunicación. Se hace énfasis en la presen-

tación y registro del consentimiento de los participantes, el cual informaba los pormenores de la aportación y el uso exclusivo de sus datos con fines de investigación científica, teniendo la opción de desistir a completar el cuestionario cuando lo considerasen.

Instrumentos

En adhiisión a las variables de caracterización, al consentimiento informado y a la presentación del instrumento, el cuestionario estandarizado estaba compuesto por otras dos secciones: la primera, una propuesta de constructo sobre honestidad académica ante el uso de plataformas de IAG para elaboración de trabajos académicos, con un total de 12 ítems de respuestas estandarizadas en cinco puntos para escalas de tipo Likert (Nunca = 0; Raramente (menos de 5 veces a lo largo de mi carrera) = 1; Ocasionalmente (de 5 a 10 veces a lo largo de mi carrera) = 2; Frecuentemente (más de 10 veces a lo largo de mi carrera) = 3; y Siempre = 4). Esta sección refiere y retoma algunos de los postulados realizados por Vaamonde y Omar (2008) en su estudio sobre los principales actos de deshonestidad académica cometidos por estudiantes, exponiendo causales de la multidimensionalidad de prácticas o comportamientos relacionados con las pruebas y evaluaciones a las cuales se someten los discentes, donde los autores estructuran esta medición a través de un constructo o “escala de prácticas académicas deshonestas”.

La segunda sección corresponde a percepciones y actitudes hacia el uso de plataformas de inteligencia artificial generativa en el ámbito académico, compuesta por siete consideraciones donde se destacan opiniones sobre prácticas habituales de los estudiantes, y su estructura de respuesta se apega al formato establecido en la sección anterior en conformación categórica ordinal.

Procedimiento

La validación del instrumento se realizó a partir de la revisión desde la unidad de psicopedagogía de la universidad donde se aplicó el cuestionario, evaluando el sentido y comprensibilidad de los ítems, retomando observaciones sobre las instrucciones del llenado del cuestionario.

Asimismo, desde la unidad de educación virtual, se obtuvo la autorización para acceder a la lista de casillas de correos institucionales de los discentes y para aplicar el instrumento en un periodo de tres meses. Una vez identificadas las unidades de análisis, se dio el seguimiento al cuestionario autoadministrado en línea.

Estrategia de análisis de datos

El procesamiento de los datos colectados se ejecutó con el programa IBM SPSS Statistics 28.0.0.0(190), además de su extensión AMOS 24, y el programa JASP 0.19.3, los cuales permiten analizar y organizar la data. La primera fase en la estrategia de análisis de datos, corresponde al procesamiento de los ítems propuestos como composición de una escala. En este sentido, se consideran tres momentos de tratamiento de la data: el Análisis Factorial Exploratorio (AFE), el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC), y las pruebas de consistencia interna con el Alfa de Cronbach (α) y Omega de McDonald (ω).

El análisis factorial permite entender y confirmar la estructura subyacente de una agrupación de ítems como un conjunto de variables que se asocian para establecer factores o dimensiones; es así que el AFE, como método no restrictivo, brinda una solución factorial de anidación inicial; y el AFC, como método restrictivo, permite comprobar dicha solución rotada en el paso anterior, y posibilita recurrir a ajustes del modelaje de esos ítems por medio de índices de bondad (Lloret-Segura *et al.*, 2014).

Para explorar cómo se relacionan los ítems, se implementó el método de extracción ULS (del inglés *Unweighted Least Squares*, en español Mínimos Cuadrados No Ponderados) y el método de rotación Promax, para factores con posibilidades de correlación (Lloret-Segura *et al.*, 2014). Y se retomaron las siguientes pruebas: el test de esfericidad de Bartlett para validar intercorrelaciones significativas, el índice Kaiser Meyer Olkin (KMO) para validar la fuerza de la correspondencia entre ítems (≥ 0.800 recomendado), el criterio de Kaiser de retención de factores con autovalores (eigenvalues) > 1 , y con cargas factoriales > 0.45 para cada ítem (López-Roldán, Fachelli, 2016).

En el resultado del AFC se consideran los siguientes índices de bondad de ajuste: el CMIN/DF (abreviatura en inglés para la Chi-cuadrada mínimo dividido por los grados de libertad); Compartive Fit Index (CFI), Tucker-Lewis Index (TLI) y el Error cuadrático medio de aproximación (RMSEA). Se consideran para CMIN/DF un valor < 3 , lo que indica un buen ajuste, para CFI y TLI son ajustes adecuados los valores superiores a 0.95 y 0.90 (Herrero, 2010; Ortiz, Fernández-Pera, 2018), y un ajuste aceptable a partir de valores inferiores a 0.08 para RMSEA (Ruiz *et al.*, 2010), donde los valores de referencia según Browne y Cudeck (1993) son de ≤ 0.05 igual a un excelente ajuste, y los valores entre 0.05 y 0.08 sugieren un ajuste adecuado del modelo.

Se calculan estos parámetros del modelo con el método MLR (*Maximum Likelihood with Robust Standard Errors*) que es una versión robusta del método de Máxima Verosimilitud (MV) que corrige los errores estándar en caso de no normalidad multivariante. Asimismo, se contrastan como doble filtro los resultados del AFC con los índices de las medidas de bondad de ajuste propuestos por Gaskin y Lim (2016), con la combinación de criterios según los límites siguientes: entre 1 y 3 es excelente, entre 3 y < 5 es aceptable, para CMIN/DF; > 0.95 , para CFI; < 0.08 , para SRMR (Raíz Cuadrada Media Residual Estandarizada); < 0.06 excelente y < 0.08 aceptable, para RMSEA; y, > 0.05 para PClose (valor p asociado a RMSEA).

La fase para la consistencia y fiabilidad de la escala es a través del coeficiente de Alfa de Cronbach (α) y de Omega de McDonald (ω), con valores > 0.8 como indicador de estimación adecuada (Frías-Navarro, 2020). Se determinaron percentiles de corte (P_{50} , P_{75} y P_{90}) según el puntaje acumulado de los ítems para establecer niveles (Nulo, Bajo, Medio y Alto) de empleo de plataformas de inteligencia artificial donde se tenga que, a mayor puntaje, mayor uso de IAG para la elaboración de tareas o trabajos académicos.

Y en una segunda etapa, se presenta el contraste de dichos niveles de incidencia para relacionarlos con ítems sobre percepciones del uso de IAG, utilizando pruebas *post hoc* de la Anova

H de Kruskal-Wallis (Ladrón-de-Guevara-Cortés *et al.*, 2020), y la correlación ordinal Tau-b de Kendall (Badii *et al.*, 2014), estableciendo resultados de asociación y diferencias entre medianas, lo que permitirá validar la utilidad del modelo resultante por el constructo propuesto.

Resultados

Participaron $n = 445$ estudiantes universitarios de ambos sexos (67.2% mujeres; 31.5% hombres), con un promedio de edad de 23.53 años (Tabla 1), el 65% ($n = 296$) de los casos manifiestan tener acceso a internet por servicio residencial, y como segunda opción de conectividad, un plan de datos móviles (29.2% de discentes, $n = 130$).

Tabla 1. Datos sociodemográficos de los estudiantes participantes en el estudio

Variable	Caracterización	Valores
Edad (media y DE)	En años	M = 23.53 (DE = 6.692)
Sexo (en %)	Hombre	N = 140 (31.5)
	Mujer	N = 299 (67.2)
	Prefiero no decirlo	N = 6 (1.3)
Año de ingreso a la Universidad (media, mediana, DE, mínimo y máximo)	En año	M = 2021.98 (Me = 2023, DE = 1.775, mín = 2012, máx = 2024)
Facultad (en %)	Ciencias de la Salud	N = 108 (24.3)
	Ciencias Económicas	N = 39 (8.8)
	Ciencias Humanísticas	N = 48 (10.8)
	Enfermería	N = 145 (32.6)
	Tecnología e Innovación	N = 75 (16.9)
	Postgrado	N = 30 (6.7)
Centro Regional (en %)	Chalatenango	N = 106 (23.8)
	Sonsonate	N = 86 (19.3)
	San Salvador	N = 104 (23.4)
	San Miguel	N = 149 (33.5)

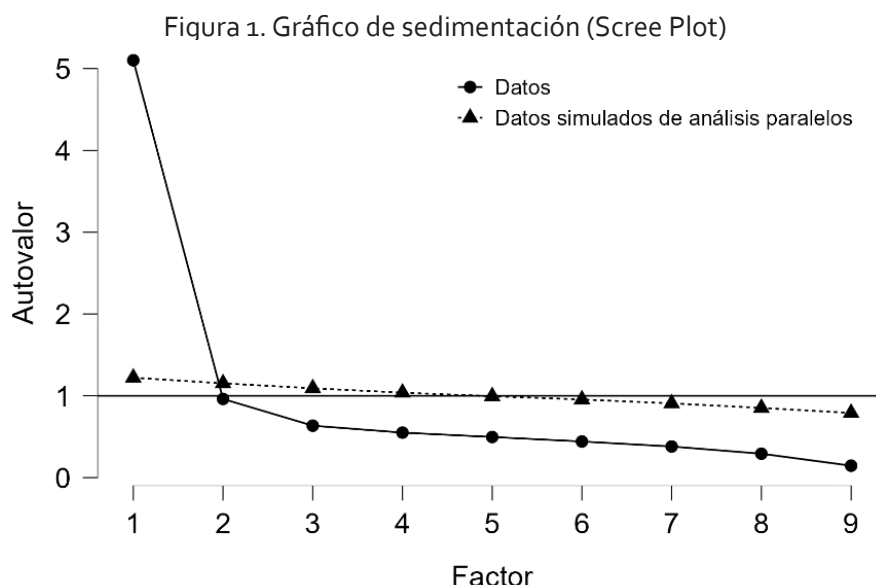
Fuente: elaboración propia. El conjunto de datos generados y analizados en este estudio se encuentran disponibles en Mendeley Data (Deleon, 2025).

Los dispositivos que los estudiantes utilizan con mayor frecuencia para actividades académicas, según la variable capa sexo, 60.7% de hombres y 61.5% de mujeres tienen predilección por una computadora portátil (*laptop*), mientras que 26.4% de hombres y 30.8% de mujeres se apoyan en un *smartphone*. También sobresale como tercera vía, que un poco más de 10% de hombres utiliza una computadora de escritorio (*desktop*).

Otro dato distintivo es la disparidad en el conocimiento que se tiene sobre las plataformas de IAG, siendo los hombres (78.6%) quienes consideran estar más familiarizados con el uso de estas herramientas, frente a un segmento considerable de las mujeres (41.5%), quienes sostienen que están menos familiarizadas con esta tecnología.

Análisis Factorial Exploratorio

La cantidad de participantes es suficiente para garantizar estabilidad a los resultados del AFE, la matriz de correlaciones muestra valores significativos (> 0.3) para los 12 ítems, la prueba de esfericidad de Barlett sostiene un valor adecuado ($\chi^2 = 2249.408$, $gl = 66$, $p < 0.001$), la prueba de adecuación muestral KMO (0.906) indica que las correlaciones son suficientes y pertinentes para este análisis. Según el criterio de autovalores mayores a 1, se encontraron dos factores correlacionados, acumulando el 58.5% de la varianza explicada (al cuadrado de la extracción), y en la figura 1 se ratifica el punto de inflexión para retener dos factores.



Nota. Autovalores iniciales: Factor I= 6.631 (55.26% varianza explicada), Factor II= 1.133 (9.45% varianza explicada).

Las cargas factoriales de la matriz rotada, muestran que todos los ítems se relacionan, estas oscilan entre 0.482 y 0.896 para el factor I. Asimismo, entre 0.918 y 0.719 para el factor II. El primer factor quedó conformado inicialmente por los ítems 1, 2, 3, 4, 6, 7, y 12, el cual se refiere a la habitualidad de dependencia de IA para la elaboración de trabajos académicos; el segundo factor, compuesto por los ítems 5, 8, 9, y 10, distingue una manipulación de trabajos académicos por asistencia de IA (Tabla 2).

Tabla 2. Media, desviaciones típicas, cargas factoriales y pesos beta estandarizados

Ítems	$\bar{x}$	DT	AFE		AFC	
			Factor I	Factor II	Factor I	Factor II
1. Presentar como propio un trabajo con contenido generado por una plataforma IA.	0.49	0.974	0.734	--	0.783*	--
2. Copiar una o varias "ideas" generadas por una plataforma IA.	0.87	0.938	0.482	--	0.598*	--
3. Presentar como propio un trabajo pidiendo un Resumen a una plataforma IA.	0.31	0.726	0.545	--	0.704*	--
4. Copiar partes textuales de un material publicado en Internet, pidiendo un Parafraseo a una plataforma IA.	0.55	0.849	0.494	--	0.714*	--
5. Copiar partes textuales de un contenido creado por una plataforma IA, pero incluyendo una referencia falsa en la bibliografía.	0.23	0.640	--	0.719	--	0.759*
6. Presentar un trabajo práctico con otros compañeros estudiantes utilizando una plataforma IA.	0.51	0.931	0.708	--	0.769*	--
7. Contribuir en un trabajo grupal con algo elaborado por una plataforma IA.	0.62	0.964	0.896	--	0.794*	--
8. Inventar bibliografía para un trabajo utilizando una plataforma IA.	0.20	0.661	--	0.733	--	0.763*
9. Entregar el mismo trabajo en dos asignaturas diferentes, con contenido creado por una plataforma IA.	0.17	0.600	--	0.918	--	0.912*
10. Alterar o inventar resultados para un trabajo práctico o para una investigación utilizando contenido generado por una plataforma IA.	0.20	0.621	--	0.880	--	0.895*
11. Me siento cómodo/a utilizando una plataforma IA sin verificar el contenido, para hacer trabajos académicos.	0.60	1.071	0.653	--	0.673*	--
12. Confío en el uso de una plataforma IA para crear una tarea sin verificar el contenido.	0.51	1.001	0.741	--	0.718*	--

Fuente: Elaboración propia.

Nota: * Coeficientes de regresión estandarizados ($p < 0.001$) para la estructura inicial rotada resultante, según la matriz de patrón de cargas factoriales. El conjunto de datos generados y analizados en este estudio se encuentran disponibles en Mendeley Data (Deleon, 2025).

Análisis factorial confirmatorio

A partir del AFE, se cuenta con una composición de dos factores correlacionados ($r = 0.715$), el modelaje con el AFC muestra valores que no ajustaban adecuadamente para los índices de bondad, lo que llevó a una depuración de la estructura factorial por etapas (Tabla 3), con cada readecuación se daba paso a un nuevo análisis del modelo; para este proceso se retomaron estimaciones estandarizadas, covarianzas y correlaciones, matrices residuales e índices de modificación.

Tabla 3. Estadísticos de bondad de ajuste para el AFC, según etapas de readecuación

Modelo	RMSEA	PCLOSE	SRMR	CFI	TLI	GFI	CMIN/DF
Inicial Rotado	0.114	0.000	0.050	0.910	0.887	0.887	6.741
Ajuste Etapa 1	0.125	0.000	0.053	0.906	0.880	0.883	7.932
Ajuste Etapa 2	0.087	0.001	0.035	0.969	0.954	0.958	4.357
Ajuste Etapa 3	0.072	0.035	0.028	0.980	0.969	0.970	3.302
Ajuste Etapa 4	0.066*	0.094	0.028	0.984	0.973	0.975	2.953

Fuente: Elaboración Propia.

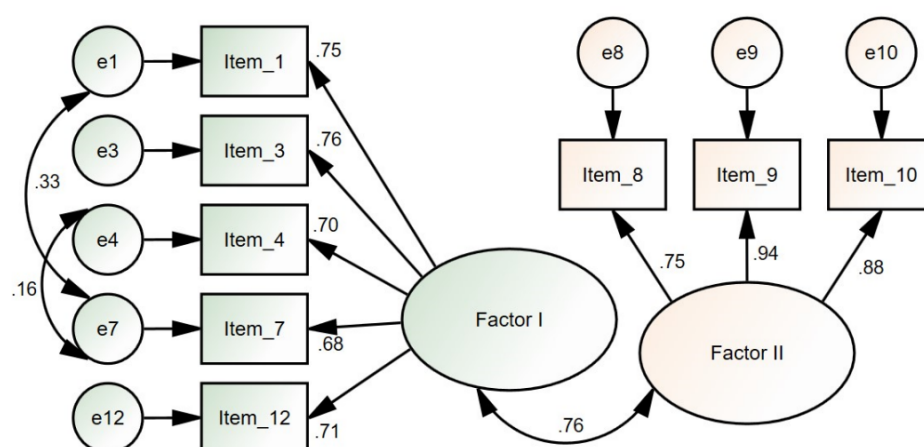
Nota: PClose (valor p asociado a RMSEA), aceptable entre > 0.01 y < 0.05 , y excelente > 0.05 (Gaskin, Lim, 2016).
 *RMSEA model: 0.066 (IC de 90% [0.046, 0.088]), N Crítico de Hoelter ($\alpha = 0.01$) de 296, la cantidad de casos es adecuada para apoyar el modelo resultante, basados en Chi-cuadrada significativa sensible para muestras grandes ($\chi^2 = 50.206$, gl. 17, $p < 0.001$). El conjunto de datos generados y analizados en este estudio se encuentran disponibles en Mendeley Data (Deleon, 2025).

La primera etapa elimina el ítem 2 (Copiar una o varias “ideas” generadas por una plataforma IA, $b = 0.598$) que poseía el menor peso beta estandarizado y la menor carga factorial en el AFE. En la segunda etapa de ajuste del modelo, se observan índices de modificación con covarianzas importantes entre residuales o errores de ítems, mostrando una lematización similar en su fraseo (Dominguez-Lara, 2019); entre estos casos están: a) ítems 12 y 11 ($IM = 70.113$, $p < 0.001$, cambio estimado en el parámetro = 0.237) que aludían a un uso de IAG “sin verificar el contenido” que brindaban esas plataformas; b) ítems 7 y 6 ($IM = 45.946$, $p < 0.001$, cambio estimado en el parámetro = 0.127) que planteaban escenarios de uso de IAG para un trabajo académico en equipo; y c) ítems 8 y 5 ($IM = 16.761$, $p < 0.001$, cambio estimado en el parámetro = 0.038), estos compartían una intencionalidad de uso de referencias bibliográficas alteradas con aplicaciones IAG. De esta manera, se eliminaron los ítems que aportaban menor peso beta estandarizado en cada par (11, 6, y 5, respectivamente).

Una tercera etapa, muestra que los residuales de los ítems 7 y 1, presentaban índices de modificación, ya que compartían un aporte sustancial entre errores ($IM = 17.106$, $p < 0.001$, cambio estimado en el parámetro = 0.086), haciendo referencia al uso de IAG, pero sin establecer un sentido individual o colectivo, dando paso a una reespecificación de correlación entre dichos errores; asimismo, la cuarta etapa llevó a una correlación entre residuales por la evaluación del sentido o significado de los ítems, para los reactivos 7 y 4 ($IM = 7.503$, $p < 0.001$, cambio estimado en el parámetro = 0.055).

Este proceso derivó en un ajuste aceptable del modelo, con $r = 0.756$ ($p < 0.001$; Figura 2) entre factores relacionados de manera directa y significativa para la propuesta del constructo “honestidad académica ante el uso de plataformas de IAG para elaboración de trabajos académicos” ($Cov = 0.265$, $ET = 0.028$, $C.R. = 9.365$, $p < 0.001$).

Figura 2. Diagrama del modelo, post etapas de readecuación



Fuente: elaboración Propia.

Nota. Las cargas factoriales representadas con una flecha unidireccional, indican la fuerza de la relación entre cada ítem por su respectivo factor; y la flecha bidireccional representa el valor estimado de la correlación.

Análisis de fiabilidad

Los coeficientes de Alfa de Cronbach (α) y de Omega de McDonald (ω) como medida robusta, muestran resultados convenientes sobre la consistencia interna del constructo propuesto, para el Factor I un coeficiente $\omega = 0.858$ (ET = 0.011, IC del 95% [0.838, 0.879]), y un $\alpha = 0.858$ (ET = 0.021, IC del 95% [0.816, 0.900]), y una correlación media entre elementos de 0.547; para el Factor II también arrojaron resultados favorables, un coeficiente $\omega = 0.894$ (ET = 0.009, IC del 95% [0.878, 0.910]), y un $\alpha = 0.887$ (ET = 0.031, IC del 95% [0.826, 0.949]), con una correlación media entre elementos de 0.724, configurando este factor con mayor robustez. Ambos factores muestran una alta consistencia (> 0.85), los intervalos de confianza no incluyen valores bajos, y la correlación media entre ítems es adecuada para las dos dimensiones, esto indica que los factores encontrados son fiables para el constructo propuesto.

Relación de percepciones, asociación y diferencia

Los puntos de corte para el puntaje acumulado de los ítems permitieron establecer niveles de frecuencia sobre el uso de herramientas y contenido generado a partir de plataformas de IAG. Los resultados de la escala plantean niveles de percepción sobre la influencia de estas plataformas en la elaboración de tareas o trabajos académicos que presentan los estudiantes: Nivel Nulo 39.1% (n = 174), Nivel Bajo 40.0% (n = 178), Nivel Medio 10.6% (n = 47), y Nivel Alto 10.3% (n = 46). De acuerdo a los niveles planteados, se puede observar que un poco más de 60% de los casos perciben que se utilizan con persistencia y regularidad, pero con diversa frecuencia, las

plataformas de IAG como soporte o ayuda para dar cumplimiento a la carga académica respecto a tareas o actividades evaluadas.

Las pruebas de asociación y diferencia ayudan a verificar la pertinencia de los niveles que emergen como resultado de la escala propuesta. Los hallazgos de estas pruebas proporcionan datos que confirman la eficiencia de los niveles planteados (Nulo, Bajo, Medio y Alto); en otras palabras, estos niveles sirven para corroborar la estabilidad y consistencia de los resultados del Análisis Factorial implementado y como validación de la estructura final que compone el constructo.

Ante la pregunta: ¿Has utilizado alguna vez una plataforma IA para elaborar tareas o trabajos académicos?, los resultados muestran que existe una diferencia significativa para los estudiantes que han utilizado al menos en alguna ocasión una plataforma de IAG para presentar sus trabajos académicos (Tabla 4), esta tendencia se relaciona directamente desde los niveles Bajo a Alto del uso frecuente de estas herramientas ($H = 103.453$, $p < 0.001$; $\tau = 0.429$, $p < 0.001$).

Tabla 4. Asociación y diferencia, según nivel de frecuencia alto del uso de IAG

	H	Tau-b
1. ¿Has utilizado alguna vez una plataforma IA para elaborar tareas o trabajos académicos? * Nula-Alta $p < .001$; Baja-Media $p = .157$; Baja-Alta $p = 0.089$; Media-Alta $p = .853$	103.453 $p < .001$	.429** $p < .001$
2. Considero injusto el uso de una herramienta o plataforma IA en el desarrollo de actividades académicas. * Nula-Alta $p = .044$; Baja-Media $p = .277$; Baja-Alta $p = 0.289$; Media-Alta $p = .010$	11.369 $p = .010$	.056 $p = .175$
3. Considero que el uso de plataformas IA permiten desarrollar sus habilidades de pensamiento crítico y resolución de problemas. * Nula-Alta $p < .001$; Baja-Media $p = .005$; Baja-Alta $p < .001$; Media-Alta $p = .342$	104.444 $p < .001$	.421** $p < .001$
4. Considero que el uso plataformas IA ayudan a los estudiantes a mantenerse activos y motivados con su aprendizaje. * Nula-Alta $p < .001$; Baja-Media $p = .001$; Baja-Alta $p < .001$; Media-Alta $p = 0.747$	111.864 $p < .001$	.435** $p < .001$
5. Considero que el uso de plataformas IA es una práctica normal o habitual entre estudiantes para elaborar tareas y trabajos académicos. * Nula-Alta $p < .001$; Baja-Media $p = .031$; Baja-Alta $p = .006$; Media-Alta $p = .681$	102.214 $p < .001$	.412** $p < .001$
6. Considero que la mayoría de estudiantes utilizan frecuentemente plataformas IA para elaborar tareas o trabajos académicos. * Nula-Alta $p < .001$; Baja-Media $p = .027$; Baja-Alta $p < .001$; Media-Alta $p = .688$	78.100 $p < .001$	.359** $p < .001$
7. Considero que la mayoría de estudiantes utilizan frecuentemente plataformas IA para responder laboratorios y exámenes. * Nula-Alta $p < .001$; Baja-Media $p = .196$; Baja-Alta $p < .001$; Media-Alta $p = .954$	66.389 $p < .001$	.332** $p < .001$

Fuente: Elaboración propia.

Nota. *Anova H de Kruskal-Wallis, en las pruebas post hoc los valores de significación se ajustaron mediante la corrección de Bonferroni para varias pruebas ($p < 0.05$). **La correlación es significativa en el nivel 0.01 (bilateral). El conjunto de datos generados y analizados en este estudio se encuentran disponibles en Mendeley Data (Deleon, 2025).

Los discentes que perciben que el uso de plataformas IAG es una práctica usual como ayuda en sus tareas, son los mismos que se muestran a favor del uso periódico o sistemático de estas herramientas, 60.9% de los casos que se encuentran entre los niveles que reconocen el uso de estos recursos ($H = 78.100$, $p < 0.001$; $\tau = 0.359$, $p < 0.001$); mientras que el restante 39.1% (del nivel de uso Nulo), no admiten como normal la utilización frecuente de la IAG ($H = 102.214$, $p < 0.001$ [diferencia entre medias: *Nula-Alta* $p < 0.001$]; $\tau = 0.412$, $p < 0.001$).

Asimismo, los estudiantes que reconocen el uso de estas herramientas, tienen una aprobación colectiva y positiva del beneficio de estas plataformas IAG, considerando que su uso permite fortalecer habilidades críticas y resolutorias ($H = 104.444$, $p < 0.001$; $\tau = 0.421$, $p < 0.001$). Los mismos casos también consideran que el uso de la IAG contribuye a que los estudiantes se mantengan comprometidos y entusiasmados con su dinámica de aprendizaje ($H = 111.864$, $p < 0.001$ [diferencia entre medias: *Nula-Alta* $p < 0.001$]; $\tau = 0.435$, $p < 0.001$). Los resultados destacan una correlación significativa entre: las habilidades de pensamiento crítico y resolución de problemas, frente al uso de plataformas IA como ayuda para mantener activos y motivados a los estudiantes ($\tau = 0.689$, $p < 0.001$).

En cuanto a la percepción de repensar como adecuado o no el uso plataformas de IA en el desarrollo de actividades académicas, no se encontraron diferencias significativas por niveles, no distinguen como injusto utilizar esta tecnología como herramienta de ayuda o soporte en sus tareas ($H = 11.369$, $p < 0.010$; $\tau = 0.359$, $p < 0.001$), por lo que se infiere que hay una tendencia a la permisividad respecto al uso de este tipo de recurso en la elaboración de trabajos académicos.

Sin embargo, sí se identificó una relación directa y significativa entre estudiantes que reconocen el uso de IAG y que, además, consideran que este tipo de plataformas también se emplean con frecuencia para resolver laboratorios y exámenes ($H = 66.389$, $p < 0.001$ [diferencia entre medias: *Nula-Alta* $p < 0.001$]; $\tau = 0.332$, $p < 0.001$); esto sugiere que al incorporar estas herramientas a la dinámica académica, su utilidad se extiende a otros formatos de evaluación, específicamente a las pruebas de medición de conocimientos.

Las asociaciones presentadas anteriormente se confirman por el hallazgo de correlaciones significativas, las cuales establecen que los estudiantes perciben que el uso IA es una práctica normal/habitual para elaborar tareas y trabajos académicos, lo que se relaciona con la noción que la mayoría de estudiantes suelen utilizar frecuentemente plataformas de IAG ($\tau = 0.676$, $p < 0.001$). Asimismo, se observa que la prevalencia del uso de estas herramientas es alta, y se correlaciona con su frecuente utilidad para responder a laboratorios y exámenes ($\tau = 0.636$, $p < 0.001$).

Discusión

Las herramientas de Inteligencia Artificial Generativa llegaron para instaurarse, tanto en la dinámica educativa como en los procesos de enseñanza-aprendizaje de todos los niveles, y principalmente la educación superior ya no se puede continuar de la misma manera sin considerar estos recursos en su planificación. En consonancia con la celeridad de sus avances, resulta imperante,

cada vez más, la adopción o adaptación de una teoría para la pedagogía y el aprendizaje que incorpore el uso de esta tecnología.

La utilización de plataformas de IAG ya sobrepasó la sombra de los límites y advertencias más críticas y conservadoras (sobre integridad académica, dependencia excesiva, deterioro de habilidades cognitivas –reflexividad, pensamiento crítico, creatividad, comunicación, etc.–, ventaja injusta por la brecha digital, información falsa, entre otras), trasladándose de los laboratorios hacia la aplicación o la práctica común en la sociedad, así como a las instituciones educativas (Romo-Pérez *et al.*, 2024).

Si bien es cierto que, en su sentido más positivo, la IA como tecnología tiene el potencial de revolucionar cualquier modelo educativo (desde los métodos de enseñanza hasta la evaluación de los aprendizajes), e inclusive tiene la capacidad de creación de una modalidad educativa completamente nueva (Guárdia *et al.*, 2024), en su sentido más negativo, la mayoría de dinámicas educativas, prioritariamente las que se basan en la verificación del aprendizaje por medio de trabajos académicos y pruebas estandarizadas, que cosechan resultados numéricos medibles para ser traducidos bajo una métrica de calificación de aprobación o reprobación, pueden verse en afectación directa, ya que la eficiencia de este paradigma se basa en la objetividad de los procesos (Zapata-Ros, 2023).

La lógica de esta objetividad de un aprendizaje efectivo y comprobable tiene como principal argumento, que se cimienta en una cantidad planificada de contenido curricular suministrada a los discentes y que este contenido, al ser interiorizado de manera eficaz, permite demostrar con cierta facilidad los avances del aprendizaje en los estudiantes a través de calificaciones altas en las evaluaciones recurrentes.

Esta dinámica de una transmisión estructurada de conocimientos, seguida de un proceso evaluativo que verifique la asimilación en el estudiante, tiene una supuesta ventaja de demostración y evidencia, ya que cualquier actor activo en la comunidad educativa (docentes, discentes, gestores, y familia), puede constatar la efectividad de este método de enseñanza a través del escrutinio de las herramientas evaluadoras (exámenes) y del porqué de las calificaciones.

En esta ventaja de verificación equitativa y estandarizada, donde se priorizan calificaciones altas como sinónimo de excelencia académica, o bien por el riesgo pedagógico y la motivación-necesidad de aprobar asignaturas, cursos y procesos formativos, es donde existe un flaqueo y la posibilidad de recurrir a trucos o trampas que colapsen este sistema con el uso de plataformas de IAG, porque estas herramientas permiten simular esfuerzos y resultados sin que esté de por medio un proceso cognitivo genuino o una interiorización fidedigna de conocimientos. Es así que estas herramientas se convierten en un recurso controvertido que funge “como impostor del alumno para demostrar capacidades y aprendizajes en general” (Zapata-Ros, 2023: 08).

Este es el punto de inflexión donde se bifurcan perspectivas, “su impacto está profundamente condicionado por el marco pedagógico y ético en el que se implementa” (Gil, 2024: 87);

por un lado, el uso adecuado como herramienta de soporte para el desarrollo de actividades que son parte de su carga académica, justifica el uso de esta tecnología en pro del aprendizaje significativo; por otro lado, se encuentra la discrepancia con el uso poco ético de las plataformas, lo cual compromete la credibilidad sobre las capacidades y competencias adquiridas por el estudiantado y da paso a cuestionar si estos poseen el nivel necesario para ser o estar acreditado, ya que engañan al sistema evaluativo presentando como propias las “ideas” generadas por herramientas IA, ocultando u omitiendo haber hecho uso de este tipo de recurso.

Al analizar los resultados de este estudio, se obtuvieron evidencias a través del registro de percepciones de la población estudiantil participante, confirmando que el uso de la IAG es una práctica habitual en poco más de 60% de los casos, lo que les permite sacar provecho para solventar actividades propias de la carga académica de su carrera en curso. Estas herramientas proporcionan un sostén que les facilita dar cumplimiento a estas actividades que forman parte del sistema de evaluaciones, donde aparentemente hacen constar una aprehensión de conocimientos y la adquisición de habilidades profesionales.

Los resultados, a su vez, confirman una normalización no menos que preocupante sobre el uso de IAG en educación superior. Las relaciones encontradas con las pruebas *post hoc* de la Anova de Kruskal-Wallis y la correlación de Kendall, reflejan no solo una práctica generalizada, sino también una percepción estudiantil colectiva que legitima su uso, incluso en contextos evaluativos críticos como exámenes y laboratorios, bajo una presunción de que, si sus pares usan esas herramientas, ellos también las utilizan, como un efecto *bandwagon*¹ que vitaliza ese círculo vicioso.

De esta manera, los hallazgos responden a los objetivos planteados y al supuesto de investigación, donde se obtuvo un ajuste adecuado para el modelaje del constructo de ítems propuesto, el cual hace referencia al uso de IAG con prácticas que rozan posibles riesgos éticos y pedagógicos, otorgando cierta permisividad y normalización en la utilización de estos recursos, justificando su aplicabilidad por los beneficios que estas plataformas conceden en la inmediatez y en su récord académico.

Los resultados conciertan con lo obtenido en el estudio de Chao-Rebolledo y Rivera-Navarro (2024), donde un tercio de la población sujeto de estudio confirma el uso deliberado de herramientas de IAG como una práctica habitual para realizar tareas y actividades académicas, además, se destaca que para los estudiantes el empleo de estos recursos no tiene implicaciones éticas que generen preocupación, y manifiestan que la mayoría de docentes no llega a percibir cuándo ellos usan esas plataformas para realizar una tarea.

Contrario a lo que perciben los estudiantes en este estudio, que en su imaginario consideran como positivo el uso de plataformas IAG, y que potencian sus habilidades de pensamiento

¹ Efecto *bandwagon*, es un sentido de arrastre o comportamiento gregario, donde una pauta se replica por el hecho de que una gran cantidad de personas realizan cierta actividad (González, 2020). Para este caso, cuantos más alumnos usan plataformas IAG, más se percibe como “aceptable” su aplicabilidad, lo que incentiva a otros discentes a imitar la conducta y sacar provecho de estas herramientas.

crítico y resolución de problemas, Castillejo (2022) concluye que, tanto el pensamiento crítico como la creatividad de los discentes se ven perjudicados cuando aplican indiscriminadamente este tipo de herramientas; la autora recurre a la analogía del “copia y pega” como símil del uso de la IAG, donde la afectación recae en el ingenio del estudiantado porque se frena su aprendizaje, desempeñando un rol simplista de “consumidor de contenido”, como lo plantea Paulo Freire respecto a la caracterización de la educación bancaria.

De acuerdo con la revisión expuesta en Gallent-Torres *et al.* (2023: 60), se reconoce que el uso de estas herramientas presenta una preocupación frecuente ante aspectos de integridad académica, porque se concilia que un alto porcentaje de estudiantes universitarios han utilizado estas plataformas en tareas y evaluaciones, lo que justifica y configura discursos de rechazo o prohibición sobre su uso: “Esto plantea interrogantes sobre cómo garantizar la equidad y la autenticidad en las evaluaciones, y cómo evitar que el fraude académico comprometa el sistema educativo”. Además, la rapidez con la que surgen nuevas plataformas y sus actualizaciones, exige que la dinámica de la IAG en ámbitos educativos sea más que el sostenimiento de un debate infértil sobre su impacto, porque tanto docentes como discentes ya la han incorporado a sus rutinas académicas sin un marco regulatorio; asimismo, los desafíos que emergen por su implementación van mutando e incrementándose.

Conclusión

Con la introducción de la IA en la educación, las universidades enfrentan vastos desafíos por superar, y los concernientes a la integridad académica van desde la creación de una normativa a diferentes escalas (institucional, local, nacional e internacional), políticas de seguridad y privacidad de datos, y hasta sistemas de evaluación acorde a las nuevas dinámicas.

Las sociedades actuales demandan una nueva educación basada en logros, lo que podría ser una respuesta a los desafíos del uso de IAG, adaptando estos recursos como Tecnologías del Aprendizaje y Conocimiento (TAC), donde se exija una demostración activa (no solo la generación de documentos y textos), es decir, planificar evaluaciones auténticas donde la IA tenga límites definidos, como las presentaciones orales o proyectos colaborativos que son difíciles de automatizar o de simular los aprendizajes, porque requieren de competencias y habilidades socioemocionales, comunicacionales y digitales, para generar una madurez académica que conlleva la instauración de capacidades críticas, reflexivas y creativas. La incorporación de recursos tecnológicos derivados de la IA debe provocar el desarrollo de dichas habilidades, del pensamiento crítico y de la aprehensión de conocimientos, sin caer en el detrimento del desarrollo cognitivo o de valores y principios éticos en el estudiantado.

Con el uso de plataformas y herramientas basadas en tecnología IA se debe buscar un progreso significativo de las metodologías de enseñanza y del proceso de aprendizaje, fomentando una praxis desde la honestidad académica. El problema de la disyuntiva a la que se somete

el docente, donde debe descifrar si un trabajo académico entregado por sus estudiantes es efectivamente un producto de sus aprendizajes y de su creatividad, o bien si se trata de un *life hack* como *e-cheating* por el uso de aplicaciones de IAG, no debería de tener cabida ni ser una preocupación recurrente para el profesorado. Poner límites parece ser otra de las soluciones en la inmediatez, lo cierto es que, si no se aplaca y recorta el uso sin criterio de este tipo de recursos tecnológicos, muchos de los esfuerzos que hace el docente que emplea métodos de enseñanza y evaluación basados en la acumulación de calificaciones altas, pierden vigencia y deben replantearse.

A propósito de los resultados, este estudio evidencia que el uso responsable de las plataformas IAG en la academia requiere de marcos normativos y del diseño de estrategias pedagógicas activas; las instituciones de educación superior están llamadas a liderar procesos de implementación de lineamientos y prácticas que adapten el avance de estas tecnologías para una formación integral, lo que permitiría canjear estos desafíos por una oportunidad para fortalecer la rigurosidad e integridad académica, sin perder de vista que el problema no radica en las herramientas en sí mismas, sino en el uso que se le da a estas.

La Universidad auspiciadora de este estudio se reconoce como un espacio de innovación, lo que conlleva la responsabilidad de anticiparse a estos escenarios con políticas internas de formación continua para asegurar que esta tecnología sea una aliada, y no un recurso sustituto, del pensamiento crítico y la creatividad humana; en este sentido, desde una postura institucional, también se prepara un primer esfuerzo sobre una guía institucional orientadora para establecer criterios de admisibilidad del uso de IAG en trabajos, protocolos y presentación de informes, la cual servirá como un documento que aboga por el equilibrio entre innovación y responsabilidad en el proceso de enseñanza-aprendizaje.

Para finalizar, es necesario contrastar el inventario de ítems propuesto en este estudio con otras escalas, ampliar la muestra y realizar pruebas de invarianza factorial, para corroborar su validez y confiabilidad en otros contextos, como una herramienta viable para diagnosticar la prevalencia sobre el uso de estos recursos tecnológicos en trabajos y pruebas que presentan estudiantes universitarios; asimismo, se debe profundizar en futuras investigaciones especializadas sobre el impacto del marco de valores y las condicionantes socioculturales (cultura de la inmediatez y de premios-recompensas) como parte intrínseca y motivacional que permea el uso poco ético de las plataformas de IAG por parte del estudiantado.

Y es oportuno señalar que los resultados de este tipo de estudio sirven para la planificación de estrategias pedagógicas innovadoras que permitan repensar los procesos de enseñanza-aprendizaje, considerando las implicaciones y beneficios que traen consigo estas herramientas, para rediseñar una educación en la que el valor esté en lo que los estudiantes hacen con ellas, y no en lo que las aplicaciones de inteligencia artificial hacen por ellos, comprendiendo que la propensión a automatizar el aprendizaje con la IA solo es un síntoma de un sistema educativo que necesita ser adaptado a los avances de estas tecnologías.

Referencias

- Almogren, A.; W. Al-Rahmi; N. Dahri (2024). Exploring factors influencing the acceptance of ChatGPT in higher education: A smart education perspective. *Heliyon*, 10(11), e31887. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31887>
- Al-Zahrani, A. (2024). Unveiling the shadows: Beyond the hype of AI in education. *Heliyon*, 10(9), e30696. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30696>
- An, Q.; J. Yang; X. Xu; Y. Zhang; H. Zhang (2024). Decoding AI ethics from Users' lens in education: A systematic review. *Heliyon*, 10(20), e39357. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39357>
- Arévalo, J.; M. Quinde (2023). ChatGPT: La creación automática de contenidos con Inteligencia Artificial y su impacto en la comunicación académica y educativa. *Revista Desiderata*, (22), 136-142. <https://bit.ly/481FdCQ>
- Badii, M.; A. Guillen; O. Lugo; J. Aguilar (2014). Correlación no-paramétrica y su aplicación en la investigaciones científica. *Daena: International Journal of Good Conscience*, 9(2), 31-40. <https://bit.ly/4hG5T03>
- Bernal, C. (2012). *Metodología de la investigación: administración, economía, humanidades y ciencias sociales* (3ª. ed.). Colombia: Pearson Educación.
- Briñis-Zambrano, A. (2024). Beneficios y limitaciones en docentes y estudiantes universitarios salvadoreños sobre el uso de IA en procesos de enseñanza-aprendizaje. *European Public & Social Innovation Review*, 9, 1-19. <https://doi.org/10.31637/epsir-2024-368>
- Browne, M.; R. Cudeck (1993). Alternative ways of assessing model fit. En Bollen, K.; J. Long (eds.). *Testing Structural Equation Models*. USA: Sage, 136-162.
- Boateng, G.; T. Neilands; T. Frongillo; H. Melgar-Quinonez; S. Young (2018). Best Practices for Developing and Validating Scales for Health, Social, and Behavioral Research: A Primer. *Front Public Health*, 6, 149. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149>
- Buzzetto-Hollywood, N.; A. Alade (2018). An examination of Gen Z learners attending a minority university. *Interdisciplinary Journal of e-Skills and Lifelong Learning*, 14, 41-53. <https://doi.org/10.28945/3969>
- Carrión, W.; V. Bravo; M. Yáñez; C. Beltrán (2022). Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en la preservación de la originalidad y la integridad académica en estudiantes universitarios. *Journal of Science and Research*, 7(2), 179-200. <https://bit.ly/3lqSvRN>
- Castillejos, B. (2022). Inteligencia artificial y los entornos personales de aprendizaje: atentos al uso adecuado de los recursos tecnológicos de los estudiantes universitarios. *Educación*, 31(60), 9-24. <https://doi.org/10.18800/educacion.202201.001>
- Chao-Rebolledo, C.; M. Rivera-Navarro (2024). Usos y percepciones de herramientas de inteligencia artificial en la educación superior en México. *Revista Iberoamericana de Educación*, 95(1), 57-72. <https://doi.org/10.35362/rie9516259>

- Deleon, M. (2025). *Data Base. Student Use of Artificial Intelligence in Academic Work*. Mendeley Data, V1. <https://doi.org/10.17632/hhr76c6bds.1>
- Diego, F.; I. Morales; M. Vidal (2023). ChatGPT: origen, evolución, retos e impactos en la educación. *Educación Médica Superior*, 37(2). <http://bit.ly/4hSVKxn>
- Dominguez-Lara, S. (2019). Correlación entre residuales en análisis factorial confirmatorio: una breve guía para su uso e interpretación. *Interacciones - Revista de Avances en Psicología*, 5(3), e207. <https://doi.org/10.24016/2019.v5n3.207>
- Frías-Navarro, D. (2020). *Apuntes de consistencia interna de las puntuaciones de un instrumento de medida*. España: Universidad de Valencia. <https://bit.ly/480u8TG>
- Galindo-Domínguez, H.; N. Delgado; L. Campo; M. Sainz (2024). Uso de ChatGPT en educación superior: un análisis en función del género, rendimiento académico, año y grado universitario del alumnado. *REDU. Revista de Docencia Universitaria*, 22(2), 16-30. <https://doi.org/10.4995/redu.2024.21647>
- Gallent, C.; A. Zapata; J. Ortego (2023). El impacto de la inteligencia artificial generativa en educación superior: una mirada desde la ética y la integridad académica. *RELIEVE - Revista Electrónica de Investigación y Evaluación Educativa*, 29(2). <https://doi.org/10.30827/relieve.v29i2.29134>
- García, F.; F. Llorens-Largo; J. Vidal (2024). La nueva realidad de la educación ante los avances de la inteligencia artificial generativa. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 27(1), 9-39. <https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37716>
- Gaskin, J.; J. Lim (2016). *Model Fit Measures*. AMOS Plugin. <https://bit.ly/4fKApp7>
- Gil, R.; D. Gutiérrez-Ujaque; M. Teixidó (2024). De la ansiedad al empoderamiento: impacto del uso de la inteligencia artificial en la percepción de los estudiantes en educación superior. *REDU. Revista de Docencia Universitaria*, 22(2), 85-104. <https://doi.org/10.4995/redu.2024.22009>
- González, L. (2020). Teoría de sesgos en el sistema educativo de la democracia del siglo XXI. Nuevas garantías para la libertad de pensamiento, el "Derecho a no ser engañados". *Revista de Educación y Derecho*, (22). <https://doi.org/10.1344/REYD2020.22.32351>
- Guay, F.; C. Ratelle; A. Roy; D. Litalien (2010). Academic self-concept, autonomous academic motivation, and academic achievement: Mediating and additive effects. *Learning and Individual Differences*, 20(6), 644-653. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2010.08.001>
- Guárdia, L.; Z. Bekerman; M. Zapata-Ros (2024). Presentación del número especial "IA generativa, ChatGPT y Educación. Consecuencias para el Aprendizaje Inteligente y la Evaluación Educativa". *Revista de Educación a Distancia (RED)*, 24(78). <https://doi.org/10.6018/red.609801>
- Hernández, N.; M. Rodríguez-Conde (2024). Inteligencia artificial aplicada a la educación y la evaluación educativa en la Universidad: introducción de sistemas de tutorización inteligentes, sistemas de reconocimiento y otras tendencias futuras. *Revista de Educación a Distancia (RED)*, 24(78). <https://doi.org/10.6018/red.594651>

- Herrero, J. (2010). El análisis factorial confirmatorio en el estudio de la estructura y estabilidad de los instrumentos de evaluación: Un ejemplo con el Cuestionario de Autoestima CA-14. *Psychosocial Intervention*, 19(3), 289-300. <https://bit.ly/4hH29Ne>
- Ladrón-de-Guevara-Cortés, R.; A. Gómez; V. Peña; R. Madrid (2020). Influencia del nivel de avance educativo y el género en la toma de decisiones financieras: una aproximación desde la Prospect Theory. *Revista Finanzas y Política Económica*, 12(1), 19-54. <https://doi.org/10.14718/revfinanzpolitecon.v12.n1.2020.3092>
- Lloret-Segura, S.; A. Ferreres-Traver; A. Hernández-Baeza; I. Tomás-Marco (2014). El análisis factorial exploratorio de los ítems: una guía práctica, revisada y actualizada. *Anales de Psicología / Annals of Psychology*, 30(3), 1151-1169. <https://doi.org/10.6018/analesps.30.3.199361>
- López-Roldán, P.; S. Fachelli (2016). *Metodología de la investigación social cuantitativa* (1ª. ed., 3ª. versión). España: Universitat Autònoma de Barcelona. <https://bit.ly/3t6TpeQ>
- Naranjo-Pereira, M. (2009). Motivación: perspectivas teóricas y algunas consideraciones de su importancia en el ámbito educativo. *Revista Educación*, 33(2), 153-170. <https://doi.org/10.15517/revedu.v33i2.510>
- Navarro-Dolmestch, R. (2023). Descripción de los riesgos y desafíos para la integridad académica de aplicaciones generativas de inteligencia artificial. *Derecho PUCP*, (91), 231-270. <https://doi.org/10.18800/derechopucp.202302.007>
- Ortiz, M.; M. Fernández-Pera (2018). Modelo de Ecuaciones Estructurales: Una guía para ciencias médicas y ciencias de la salud. *Terapia Psicológica*, 36(1), 51-57. <https://dx.doi.org/10.4067/s0718-48082017000300047>
- Pagano, R. (1999). *Estadística para las Ciencias del Comportamiento* (5ª. ed.). International Thomson Editores.
- Pitso, T. (2023). Telagogy: New theorisations about learning and teaching in higher education post-Covid-19 pandemic. *Cogent Education*, 10(2), 2258278. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2023.2258278>
- Rodríguez, A.; M. González (2025). Nueva realidad educativa virtual, una visión desde la perspectiva de los docentes del nivel superior. *IE Revista de Investigación Educativa de la REDIECH*, 16, e2290. https://doi.org/10.33010/ie_rie_rediech.v16i0.2290
- Romo-Pérez, V.; J. García-Soidán; A. Selman; R. Leirós-Rodríguez (2023). ChatGPT ha llegado ¿Y ahora qué hacemos? La creatividad, nuestro último refugio. *Revista de Investigación en Educación*, 21(3), 320-334. <https://doi.org/10.35869/reined.v21i3.4973>
- Roque-Hernández, R. (2020). Diseño de un instrumento para medir la aceptación y los beneficios percibidos de la programación por pares en los cursos universitarios. *Acta Universitaria*, 30, 1-12. <https://doi.org/10.15174/au.2020.2877>
- Ruiz, M.; A. Pardo; R. San Martín (2010). Modelos de ecuaciones estructurales [Structural equation models]. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 34-45. <https://bit.ly/3Yyo0xm>

- Sierra, R. (2001). *Técnicas de investigación Social: Teoría y Ejercicios* (14ª. ed.). España: Ediciones Paraninfo.
- Tarrillo, O.; Mejía, J.; Dávila, W. Chilon; C. Pintado; C. Tapia; S. Velez (2024). *Metodología de la investigación, una mirada global: Ejemplos prácticos*. CID - Centro de Investigación y Desarrollo. https://doi.org/10.37811/cli_w1078
- Vaamonde, J.; A. Omar (2008). La deshonestidad académica como un constructo multidimensional. *Revista Latinoamericana de Estudios Educativos (México)*, 38(3-4), 7-27. <https://bit.ly/4kQV0LC>
- Villegas, M.; E. Rivas (2025). Evidences from the literature on the Motivations, Consequences, and Concerns Regarding the Use of Artificial Intelligence in Higher Education. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, 19(3), e011575. <https://doi.org/10.24857/rgsa.v19n3-097>
- Yan, Y.; B. Wu; J. Pi; X., Zhang (2025). Perceptions of AI in Higher Education: Insights from Students at a Top-Tier Chinese University. *Education Sciences*, 15(6), 735. <https://doi.org/10.3390/educsci15060735>
- Zhai, X. (2022). ChatGPT user experience: Implications for Education. SSRN, 4312418. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4312418>
- Zapata-Ros, M. (2023, 29 de junio). Inteligencia artificial generativa y aprendizaje inteligente. RED. <https://doi.org/10.58079/tdr9>