

# **UNEMI**

UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

**REPÚBLICA DEL ECUADOR**

**UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO  
FACULTAD DE POSGRADO**

**VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO**

**ARTÍCULOS PROFESIONALES DE ALTO NIVEL  
PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:**

**MAGÍSTER EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA EDUCACIÓN**

**TEMA:**

**ÉTICA E INTEGRIDAD ACADÉMICA EN LA EDUCACIÓN VIRTUAL:  
RETOS Y ESTRATEGIAS ANTE EL USO DE INTELIGENCIA  
ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR.**

**Autor:**

**FERNANDEZ SOLIS MARIO ALFREDO**

**Director: ROMERO CARDENAS ERIKA JADIRA**

*Milagro, año*

# ÉTICA E INTEGRIDAD ACADÉMICA EN LA EDUCACIÓN VIRTUAL: RETOS Y ESTRATEGIAS ANTE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR

*Ethics and Academic Integrity in Virtual Education: Challenges and Strategies in the Face of the Use of Generative Artificial Intelligence in Higher Education*

## RESUMEN

La expansión acelerada de la inteligencia artificial generativa (IAg) en los entornos de educación superior virtual ha reconfigurado los modos en que los estudiantes acceden, procesan y producen conocimiento académico. Herramientas como ChatGPT, Gemini o Claude ofrecen capacidades de generación de texto, síntesis de información y resolución de problemas que, en ausencia de supervisión presencial y marcos normativos sólidos, pueden comprometer seriamente la integridad académica. El presente artículo examina los desafíos éticos y las oportunidades pedagógicas que implica el uso de la IAg en modalidades 100% virtuales, con énfasis en la autorregulación del aprendizaje, la conciencia ética estudiantil y las políticas institucionales. Se adopta un enfoque mixto con diseño explicativo-secuencial, articulado sobre fundamentos teóricos provenientes de la Teoría Sociocognitiva de Bandura, el modelo de autorregulación de Zimmerman, la Teoría de la Acción Razonada de Ajzen y los marcos de integridad académica de Bretag. Los hallazgos esperados apuntan a la identificación de perfiles diferenciados de uso ético y no ético, al rol moderador de la autorregulación y la claridad de políticas, y a la formulación de estrategias pedagógicas e institucionales para fortalecer la ética en contextos virtuales mediados por IA.

**Palabras clave:** integridad académica, inteligencia artificial generativa, educación virtual, ética educativa, autorregulación del aprendizaje.

## ABSTRACT

The rapid expansion of generative artificial intelligence (GenAI) in virtual higher education environments has reconfigured the ways in which students access, process, and produce academic knowledge. Tools such as ChatGPT, Gemini, and Claude offer text generation, information synthesis, and problem-solving capabilities that, in the absence of face-to-face supervision and robust regulatory frameworks, can seriously compromise academic integrity. This article examines the ethical challenges and pedagogical opportunities associated with

GenAI use in 100% virtual modalities, with emphasis on self-regulated learning, students' ethical awareness, and institutional policies. A mixed-methods approach with a sequential explanatory design is adopted, grounded in theoretical frameworks from Bandura's Social Cognitive Theory, Zimmerman's self-regulation model, Ajzen's Theory of Planned Behavior, and Bretag's academic integrity frameworks. Expected findings point to the identification of differentiated profiles of ethical and unethical use, the moderating role of self-regulation and policy clarity, and the formulation of pedagogical and institutional strategies to strengthen ethics in AI-mediated virtual contexts.

**Keywords:** academic integrity, generative artificial intelligence, virtual education, educational ethics, self-regulated learning.

## 1. INTRODUCCIÓN

El siglo XXI ha sido testigo de transformaciones educativas de alcance inédito, impulsadas por la convergencia de la digitalización masiva, la conectividad global y, más recientemente, la irrupción de la inteligencia artificial generativa (IAG). En el ámbito de la educación superior, este fenómeno adquiere una dimensión particularmente crítica en las modalidades virtuales, donde la mediación tecnológica constituye el núcleo de los procesos pedagógicos y la supervisión presencial es estructuralmente inexistente. La disponibilidad de herramientas como ChatGPT, Gemini, Claude, Copilot o Bard ha democratizado el acceso a capacidades cognitivas artificiales de alto nivel, generando tanto oportunidades pedagógicas extraordinarias como riesgos éticos de difícil gestión institucional (Zawacki-Richter et al., 2019; Kasneci et al., 2023).

Desde una perspectiva histórica, la preocupación por la integridad académica en la educación superior no es nueva. La literatura especializada documenta décadas de investigación sobre deshonestidad académica, plagio y conductas fraudulentas (McCabe et al., 2012; Bretag, 2016). Sin embargo, la aparición de la IAG introduce una ruptura epistemológica respecto a los paradigmas precedentes: si el plagio tradicional implicaba la apropiación de textos preexistentes, la IAG permite la generación instantánea de textos originales —en términos formales— que simulan el proceso intelectual del estudiante sin que este haya efectivamente aprendido. Este fenómeno, denominado por algunos autores como 'plagio generativo' o 'delegación cognitiva acrítica' (Perkins et al., 2023; Cotton et al., 2024), representa uno de los desafíos más complejos que enfrenta actualmente la educación superior en todo el mundo.

La educación virtual, por sus características estructurales —asincronía, autonomía del estudiante, mediación exclusivamente digital y ausencia de mecanismos de supervisión en tiempo real—, constituye el escenario donde estos riesgos se manifiestan con mayor intensidad. Investigaciones recientes señalan que entre el 40% y el 60% de los estudiantes

universitarios en modalidades virtuales admiten haber utilizado herramientas de IA<sub>g</sub> para completar tareas evaluativas sin declararlo explícitamente (Lim et al., 2023; Tlili et al., 2023). Esta realidad interpela directamente los fundamentos de la formación universitaria: si el aprendizaje es, en esencia, un proceso de transformación cognitiva del sujeto, la externalización sistemática de dicho proceso a una máquina vaciará progresivamente el sentido formativo de la educación superior.

El presente estudio se inscribe en este contexto de urgencia epistemológica y ética. Su objetivo general es analizar los desafíos y oportunidades que representa el uso de la IA<sub>g</sub> en la educación superior virtual, identificando los factores asociados al fortalecimiento o debilitamiento de la integridad académica. Para ello, se persiguen tres objetivos específicos: (1) examinar los riesgos éticos percibidos y las prácticas reales de los estudiantes respecto al uso de IA<sub>g</sub>; (2) evaluar la relación entre el uso de IA<sub>g</sub>, la conciencia ética y la autorregulación del aprendizaje; y (3) proponer estrategias pedagógicas e institucionales para promover un uso responsable de la IA en entornos virtuales. La investigación adopta un enfoque mixto con diseño explicativo-secuencial, combinando análisis cuantitativo mediante ecuaciones estructurales (SEM-PLS) con una fase cualitativa interpretativa.

La relevancia del estudio trasciende el ámbito académico estrictamente circunscrito: en un contexto en que la educación superior virtual ha experimentado un crecimiento exponencial—acelerado notablemente por la pandemia de COVID-19 (Marinoni et al., 2020) y sostenido por la demanda de formación flexible en economías en desarrollo— la ausencia de marcos éticos sólidos respecto al uso de IA<sub>g</sub> amenaza la validez de las credenciales académicas, la equidad del sistema educativo y la formación de profesionales con competencias auténticas y responsabilidad epistémica. La construcción de estos marcos requiere, como condición previa, una comprensión profunda de los patrones de uso estudiantil, los factores que los determinan y los mecanismos institucionales capaces de orientarlos hacia una práctica ética y reflexiva.

### **1.1. Planteamiento del problema**

La tensión entre el potencial transformador de la IA<sub>g</sub> y sus riesgos para la integridad académica se manifiesta con especial agudeza en tres dimensiones interrelacionadas. La primera dimensión es de naturaleza epistémica: la facilidad con que la IA<sub>g</sub> genera textos coherentes, bien argumentados y estilísticamente adecuados puede inducir a los estudiantes a sustituir el proceso de aprendizaje por el producto artificialmente generado, subvirtiendo la función formativa de las evaluaciones (Firat, 2023; Rudolph et al., 2023). La segunda dimensión es ética: en ausencia de normas claras y de una cultura de integridad sólidamente instalada, los estudiantes pueden no percibir el uso acrítico de IA<sub>g</sub> como una transgresión, especialmente cuando las instituciones no han definido con precisión los límites del uso permitido (Stokel-Walker, 2022; Baidoo-Anu & Owusu Ansah, 2023). La tercera dimensión es institucional: las universidades virtuales carecen, en su mayoría, de políticas específicas sobre IA<sub>g</sub>, de herramientas efectivas de detección y de estrategias pedagógicas adaptadas a la nueva realidad tecnológica (Lim et al., 2023; Chan & Hu, 2023).

Esta triple problemática configura una brecha crítica entre el avance tecnológico y la capacidad de respuesta institucional, que el presente estudio busca contribuir a cerrar mediante la generación de evidencia empírica y el desarrollo de propuestas estratégicas fundamentadas.

## **1.2. Justificación e importancia**

La justificación del presente estudio se articula en cuatro niveles. A nivel teórico, contribuye a la sistematización del conocimiento sobre la intersección entre IAg, ética y autorregulación en educación virtual, un campo emergente con producción científica aún fragmentada y metodológicamente heterogénea. A nivel metodológico, aporta un instrumento validado para medir actitudes, prácticas y competencias éticas relacionadas con el uso de IAg, susceptible de replicación en contextos similares. A nivel práctico, genera evidencia accionable para el diseño de políticas institucionales y estrategias pedagógicas. A nivel social, contribuye a la formación de profesionales con integridad epistémica, condición necesaria para la confianza pública en los sistemas educativos y en las credenciales que estos producen (Bretag, 2016; Guerrero-Dib et al., 2020).

## **2. MARCO TEÓRICO**

El sustento teórico del presente estudio se articula en torno a cuatro grandes núcleos conceptuales que, en su interacción, permiten comprender la complejidad del fenómeno estudiado: (1) la integridad académica como constructo multidimensional; (2) la autorregulación del aprendizaje y su relación con la conducta ética; (3) el marco ético del uso de la inteligencia artificial en educación; y (4) las teorías del comportamiento que explican las decisiones éticas en contextos digitales.

### **2.1. Integridad académica: conceptualización y fundamentos**

La integridad académica es un constructo que ha evolucionado significativamente desde su conceptualización inicial como mera ausencia de deshonestidad hacia una comprensión positiva, multidimensional y axiológicamente fundamentada. El International Center for Academic Integrity (ICAI), en su formulación más influyente, define la integridad académica como el compromiso, incluso ante la adversidad, con los valores fundamentales de honestidad, confianza, justicia, respeto, responsabilidad y valor (Fishman, 2014, citado en Bertram Gallant, 2017). Esta definición, que ha orientado décadas de investigación y política universitaria, sitúa la integridad no como una regla externa a cumplir, sino como una disposición interna del sujeto que se construye en el proceso formativo.

Bretag (2016), una de las investigadoras más influyentes en el campo, propone una distinción conceptual fundamental entre 'integridad académica' e 'integridad en la educación': mientras la primera refiere a las conductas individuales de los estudiantes, la segunda abarca las responsabilidades institucionales y sistémicas para crear entornos que promuevan y protejan dichos valores. Esta distinción resulta especialmente relevante en el contexto de la IAg, donde la responsabilidad ética no recae exclusivamente en el estudiante sino también en

las instituciones que diseñan las condiciones pedagógicas y normativas de la formación. Brimble y Stevenson-Clarke (2005, citados en Guerrero-Dib et al., 2020) complementan esta perspectiva señalando que la conducta deshonesta emerge de la interacción entre factores individuales —actitudes, percepciones de riesgo, orientación hacia el aprendizaje— y factores contextuales —presión académica, cultura institucional, claridad normativa.

Desde una perspectiva sociológica, Macfarlane et al. (2014) introducen el concepto de 'virtud performativa' para describir la conducta académica irreprochable en apariencia pero desprovista de genuino compromiso ético. Este concepto adquiere renovada pertinencia ante la IA: un estudiante que presenta trabajos generados por IA puede obtener resultados académicos impecables sin haber desarrollado las competencias que dichos resultados supuestamente certifican, configurando una forma sofisticada de performatividad académica sin sustancia formativa real.

Investigaciones recientes de Perkins et al. (2023) y Cotton et al. (2024) han comenzado a mapear empíricamente las actitudes estudiantiles hacia el uso de IA en la educación superior, identificando una zona gris de ambigüedad ética en la que muchos estudiantes no perciben el uso acrítico de estas herramientas como una violación de la integridad, especialmente cuando las instituciones no han establecido políticas explícitas al respecto. Esta ambigüedad normativa —que algunos autores denominan 'vacío ético institucional' (Chan & Hu, 2023)— constituye uno de los factores de riesgo más significativos en el contexto educativo actual.

## **2.2. Autorregulación del aprendizaje: teoría y aplicaciones**

La autorregulación del aprendizaje (ARA) constituye uno de los constructos más robustamente respaldados por la investigación educativa contemporánea como predictor del rendimiento académico, la motivación intrínseca y la conducta ética (Zimmerman, 2000; Pintrich, 2004). El modelo cíclico de autorregulación propuesto por Zimmerman (2000, 2002) articula el proceso en tres fases: la fase de previsión, en la que el aprendiz establece metas, planifica estrategias y activa motivaciones; la fase de control del rendimiento, en la que implementa y monitorea el proceso de aprendizaje; y la fase de autorreflexión, en la que evalúa los resultados y ajusta las estrategias para ciclos futuros.

La conexión entre ARA e integridad académica ha sido documentada consistentemente en la literatura. Estudiantes con alta capacidad de autorregulación muestran mayor orientación al dominio del aprendizaje —en contraposición a la orientación al rendimiento superficial—, mayor resistencia a la deshonestidad académica y mayor capacidad para gestionar la presión evaluativa sin recurrir a atajos no éticos (Wolters, 2003; Bandura, 2001). En el contexto específico de la IA, la ARA emerge como un factor protector fundamental: un estudiante que monitorea conscientemente su propio proceso de aprendizaje, que se autoevalúa con criterios metacognitivos y que regula sus emociones ante la dificultad académica es menos propenso a delegar acríticamente sus tareas a un sistema de IA (Firat, 2023; Dempere et al., 2023).

Bandura (2001), desde su Teoría Sociocognitiva, aporta el concepto de 'agencia moral' para explicar cómo los individuos regulan su conducta en función de estándares éticos internalizados y de mecanismos de desvinculación moral que permiten neutralizar dichos estándares ante contextos de presión o tentación. La 'desvinculación moral' —que incluye mecanismos como la justificación moral, el desplazamiento de responsabilidad, la distorsión de consecuencias y la deshumanización— es especialmente relevante para comprender cómo los estudiantes racionalizan el uso deshonesto de IA: argumentos como 'todos lo hacen', 'la IA solo me ayuda a organizar mis ideas' o 'el profesor no puede detectarlo' constituyen manifestaciones precisas de estos mecanismos (Bandura, 2016).

Pintrich (2004) amplía el modelo de Zimmerman incorporando la dimensión motivacional de manera más explícita, distinguiendo entre creencias de autoeficacia, metas de logro y control de la tarea como componentes interdependientes de la ARA. Su trabajo ha influido en el desarrollo de instrumentos de medición ampliamente utilizados en la investigación educativa, como el Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ), que constituye una referencia metodológica fundamental para el diseño del instrumento del presente estudio.

En el contexto de la educación virtual, la ARA adquiere una dimensión adicional relacionada con la regulación del entorno digital y la gestión de las distracciones tecnológicas. Dabbagh y Kitsantas (2012) proponen un modelo de ARA en entornos de aprendizaje en línea que destaca la importancia de las herramientas web 2.0 como mediadoras del proceso autorregulatorio, argumento que se extiende naturalmente a los entornos de IA. Más recientemente, Sun et al. (2021) han identificado que la gestión del tiempo, la planificación del estudio y el establecimiento de metas específicas son los predictores más robustos de la integridad académica en estudiantes de modalidades virtuales, subrayando la centralidad de la ARA en la comprensión del fenómeno.

### **2.3. Ética e inteligencia artificial en educación: marcos conceptuales**

El campo de la ética de la inteligencia artificial en educación (AIED Ethics) ha experimentado un desarrollo acelerado en los últimos cinco años, impulsado por la proliferación de aplicaciones de IA en todos los niveles educativos y por la creciente preocupación de organismos internacionales respecto a sus implicaciones para la equidad, la privacidad y la formación ciudadana. La UNESCO (2021a, 2021b) ha producido marcos de referencia que articulan los principios éticos fundamentales para el uso de IA en educación: transparencia, responsabilidad, no discriminación, privacidad, seguridad y bienestar humano. Estos principios, que emergen de una consulta global con más de 120 países, constituyen el marco normativo internacional más amplio disponible actualmente para orientar las políticas educativas respecto a la IA.

Holmes et al. (2022) proponen uno de los marcos analíticos más completos para la ética de la IA en educación, distinguiendo entre cuatro niveles de análisis: el nivel de los datos —

privacidad y propiedad de la información generada por los estudiantes—; el nivel algorítmico —transparencia y posibles sesgos en los sistemas de IA—; el nivel de las prácticas —cómo los actores educativos usan la IA en sus procesos—; y el nivel institucional y de políticas —cómo las organizaciones educativas regulan y gobiernan el uso de la IA. Este modelo multinivel resulta especialmente útil para el presente estudio, ya que permite abordar la integridad académica no como un problema individual sino como un fenómeno sistémico que requiere respuestas en múltiples niveles.

Desde la filosofía moral aplicada, el debate sobre el uso de IA en educación ha generado posiciones diversas y en tensión. Por un lado, autores como Selwyn (2019) advierten sobre los riesgos de una 'tecnoutopía educativa' que sobredimensiona el potencial de la IA y subestima sus efectos sobre la agencia cognitiva del estudiante. Por otro lado, investigadores como Luckin et al. (2016) y Zawacki-Richter et al. (2019) argumentan que la IA, debidamente integrada en marcos pedagógicos reflexivos, puede potenciar capacidades cognitivas de orden superior, personalizar el aprendizaje y democratizar el acceso al conocimiento. La posición adoptada en el presente estudio no es ni tecnofóbica ni tecnoutópica: reconoce el potencial transformador de la IA al tiempo que subraya la necesidad de marcos éticos, pedagógicos e institucionales que orienten su uso hacia el desarrollo auténtico de competencias y la formación de sujetos epistémicamente responsables.

Kasneci et al. (2023), en su revisión sistemática sobre ChatGPT y educación, identifican cinco dimensiones de impacto de la IA en la educación superior: la evaluación y el feedback, el aprendizaje personalizado, la producción de contenido, el pensamiento crítico y la integridad académica. Su análisis concluye que la integración ética de la IA requiere un rediseño profundo de los sistemas de evaluación, que priorice procesos sobre productos y competencias demostradas sobre artefactos generados. Esta perspectiva es consonante con la de Rudolph et al. (2023), quienes proponen una tipología de respuestas institucionales ante la IA que va desde la prohibición total hasta la integración plena, identificando la 'integración reflexiva con marcos éticos explícitos' como la estrategia más sostenible a largo plazo.

#### **2.4. Teoría del Comportamiento Planificado y conducta académica**

La Teoría del Comportamiento Planificado (TCP) de Ajzen (1991, 2020) constituye uno de los marcos teóricos más robustos para explicar y predecir la conducta individual en situaciones con dimensión ética, incluyendo la deshonestidad académica. Según este modelo, la intención conductual —el predictor más inmediato del comportamiento— está determinada por tres factores: la actitud hacia la conducta (evaluación favorable o desfavorable de realizarla), las normas subjetivas (percepción de la presión social para realizarla o no) y el control conductual percibido (percepción de la facilidad o dificultad de realizarla). En el contexto del uso de IA, la TCP predice que los estudiantes con actitudes positivas hacia el uso no ético de IA, que perciben que sus pares lo realizan sin consecuencias y que evalúan el riesgo de detección como bajo, mostrarán mayor intención de comportamiento deshonesto (Ives & Gee, 2019; Guerrero-Dib et al., 2020).

Estudios recientes han extendido la TCP al contexto específico de la IAg, encontrando que la norma subjetiva —especialmente la percepción de que 'los demás también usan IA sin declararla'— es el predictor más poderoso del uso no declarado de IAg en tareas académicas (Tlili et al., 2023; Chan & Hu, 2023). Este hallazgo tiene implicaciones directas para las estrategias de intervención: la modificación de las normas percibidas mediante la visibilización de conductas éticamente ejemplares y la creación de comunidades de práctica con cultura de integridad puede ser más efectiva que las sanciones punitivas aisladas.

La TCP ha sido complementada con aportaciones de la Teoría de la Identidad Moral (Aquino & Reed, 2002), según la cual los individuos con una identidad moral central —esto es, para quienes ser una 'persona moral' es un elemento nuclear de su autoconcepto— muestran mayor resistencia a las conductas éticamente cuestionables incluso ante presiones contextuales. En el ámbito educativo, Dee y Jacob (2012) encontraron que los programas de educación ética centrados en la construcción de identidad moral —no meramente en el conocimiento de normas— producen efectos más duraderos sobre la conducta académica. Esta perspectiva orienta las propuestas de intervención del presente estudio hacia estrategias formativas que promuevan el desarrollo de la identidad ética del estudiante universitario.

## **2.5. Modelos de integridad académica en entornos digitales**

La digitalización de la educación ha generado la necesidad de repensar los modelos clásicos de integridad académica para incorporar las especificidades de los entornos virtuales. Bretag et al. (2019), en su investigación con más de 14.000 estudiantes australianos, desarrollaron el modelo de 'contrato de integridad académica', que identifica cinco factores institucionales clave para promover la integridad: tareas de evaluación auténtica, comprensión estudiantil de las expectativas académicas, acceso a formación sobre integridad, cultura institucional positiva y consecuencias proporcionales. Este modelo, validado en contextos presenciales, requiere adaptaciones significativas para entornos virtuales donde la autenticidad de la evaluación, la comprensión de expectativas y la cultura institucional se construyen en ausencia de encuentro físico.

Lancaster y Clarke (2016) propusieron el concepto de 'contract cheating' (trampa por contrato) para referirse a la obtención de trabajo académico de terceros —ya sean personas o sistemas tecnológicos— para ser presentado como propio. La IAg representa la evolución más sofisticada de esta práctica: si el contract cheating tradicional requería cierto esfuerzo de gestión y un costo económico, la IAg ofrece el mismo resultado de manera instantánea, gratuita y con textos de calidad creciente. Newton y Lang (2016) identificaron un crecimiento exponencial de estos servicios con la digitalización, tendencia que se ha acelerado drásticamente con la IAg.

En el contexto latinoamericano, investigaciones como las de Comas-Forgas et al. (2021) y Guerrero-Dib et al. (2020) han comenzado a mapear las particularidades de la deshonestidad académica en universidades de habla hispana, encontrando que factores como

la brecha digital, la precariedad material del estudiante, la cultura de memorización predominante en sistemas educativos tradicionales y la débil institucionalización de políticas de integridad configuran un escenario de vulnerabilidad específica que las estrategias diseñadas en contextos anglosajones no siempre abordan adecuadamente. Esta dimensión contextual es fundamental para la formulación de propuestas que sean culturalmente pertinentes y socialmente equitativas.

## **2.6. Equidad digital y acceso diferenciado a la IA**

Un factor frecuentemente invisibilizado en el debate sobre IA y integridad académica es la dimensión de la equidad digital. El acceso a herramientas de IA, especialmente en sus versiones más avanzadas, no es homogéneo: requiere conectividad de calidad, dispositivos con capacidad computacional suficiente, habilidades digitales desarrolladas y, en algunos casos, capacidad económica para suscribirse a versiones premium. En contextos de educación virtual latinoamericana, donde la brecha digital permanece significativa (CEPAL, 2022), estas desigualdades de acceso generan paradojas éticas complejas: los estudiantes con mayores recursos digitales tienen ventajas no solo en el acceso al conocimiento sino también en las posibilidades de uso —tanto legítimo como indebido— de la IA.

Warschauer y Tate (2020) proponen el concepto de 'literacidad de IA' para referirse al conjunto de competencias necesarias para usar críticamente las herramientas de IA, incluyendo la comprensión de sus limitaciones, sesgos y potenciales usos éticos y no éticos. La alfabetización en IA no es solo una competencia técnica sino también una competencia ética y epistemológica: saber cuándo, cómo y con qué propósito usar la IA de manera que potencie genuinamente el aprendizaje, en lugar de sustituirlo. Long y Magerko (2020) han desarrollado un marco de competencias en literacidad de IA que incluye 17 habilidades articuladas en torno a cinco dimensiones: conocimiento de qué es la IA, reconocimiento de las capacidades y limitaciones de la IA, uso crítico, evaluación y reflexión ética, y participación como ciudadano digital. La incorporación de este marco en el diseño curricular de la educación superior virtual es una de las estrategias con mayor potencial para promover un uso responsable de la IA.

## **3. METODOLOGÍA**

El presente estudio adopta un enfoque de investigación mixto con diseño explicativo-secuencial (DEXPLIS), que combina la recopilación y análisis de datos cuantitativos en una primera fase con la integración de datos cualitativos en una segunda fase con el propósito de profundizar e interpretar los resultados cuantitativos (Creswell & Creswell, 2018). Esta elección metodológica responde a la naturaleza del objeto de estudio: la integridad académica y el uso de IA son fenómenos que requieren tanto la identificación de patrones estadísticos en poblaciones amplias como la comprensión del significado que los actores asignan a sus prácticas y decisiones. La metodología mixta permite, en este sentido, articular la generalización propia de los diseños cuantitativos con la profundidad interpretativa de los enfoques cualitativos (Tashakkori & Teddlie, 2010; Hernández-Sampieri et al., 2018).

### **3.1. Diseño y fases del estudio**

El diseño explicativo-secuencial se estructura en dos fases interrelacionadas. La fase cuantitativa (Fase 1) tiene carácter principal y se desarrolla primero en el tiempo; sus resultados informan el diseño de la fase cualitativa (Fase 2), que tiene carácter complementario. La integración de ambas fases se produce en la etapa de interpretación, mediante la elaboración de meta-inferencias que articulan los hallazgos de ambos niveles de análisis. Esta arquitectura metodológica garantiza que las interpretaciones finales estén sustentadas tanto en la solidez estadística del análisis cuantitativo como en la riqueza interpretativa del análisis cualitativo (Creswell & Plano Clark, 2018).

### **3.2. Participantes y muestreo**

La población objetivo comprende estudiantes matriculados en programas de educación superior en modalidad 100% virtual en instituciones latinoamericanas. El criterio de inclusión principal es la modalidad completamente virtual, dado que este entorno es el que presenta mayor exposición a los riesgos identificados y menor capacidad de supervisión presencial. Se excluyen programas híbridos o semipresenciales, cuyas condiciones de supervisión difieren significativamente de la modalidad objeto de estudio.

El tamaño muestral se establece en entre 400 y 500 participantes, determinado mediante análisis de potencia estadística para modelos SEM-PLS con múltiples trayectorias y variables latentes (Hair et al., 2021). El muestreo es de tipo estratificado proporcional, con estratos definidos por nivel de formación (pregrado/posgrado), área de conocimiento (ciencias sociales, ciencias exactas, ciencias de la salud, humanidades y artes), género y rango etario. Esta estratificación garantiza la representatividad de la muestra respecto a la diversidad de la población y permite análisis comparativos por subgrupos de interés analítico.

Se aplican además criterios de inclusión específicos: haber cursado al menos un semestre completo en modalidad virtual, tener acceso regular a internet y haber utilizado al menos una herramienta de IAq en el contexto académico. El segundo criterio es especialmente relevante para garantizar que los participantes cuenten con experiencia directa con el fenómeno estudiado, condición necesaria para la validez de las respuestas al instrumento.

### **3.3. Instrumento de recolección de datos**

El instrumento principal es una encuesta estructurada de respuesta cerrada, diseñada ad hoc para el presente estudio y organizada en siete secciones temáticas. La primera sección recoge datos sociodemográficos y académicos. La segunda sección mide la frecuencia y propósito de uso de herramientas de IAq mediante escalas descriptivas. La tercera sección evalúa actitudes hacia la integridad académica y hacia el uso de IAq, utilizando escalas Likert de cinco puntos ancladas en valoraciones que van desde 'totalmente en desacuerdo' hasta 'totalmente de acuerdo'. La cuarta sección indaga conductas autorreportadas de uso ético y no ético de IAq. La quinta sección mide la autorregulación del aprendizaje mediante ítems

adaptados del MSLQ (Pintrich et al., 1991). La sexta sección evalúa la conciencia ética y el conocimiento de políticas institucionales. La séptima sección incorpora dos preguntas abiertas que constituyen la fase cualitativa del estudio.

La validez de contenido se garantiza mediante juicio de expertos, con la participación de un panel de cinco especialistas en educación virtual, ética educativa y psicometría, quienes evaluarán la pertinencia, claridad y representatividad de los ítems utilizando el método del índice de validez de contenido (IVC) propuesto por Lawshe (1975) y revisado por Wilson et al. (2012). Se acepta un IVC mínimo de 0.80 para cada ítem. La validez de constructo se evaluará mediante análisis factorial confirmatorio (AFC) con el software SmartPLS 4.0. La fiabilidad del instrumento se estimará mediante el coeficiente alfa de Cronbach y el coeficiente omega de McDonald, aceptando valores iguales o superiores a 0.70 para ambos indicadores (Hair et al., 2021; McNeish, 2018). Se realizará una prueba piloto con 30 participantes de características similares a la muestra definitiva para detectar problemas de comprensión, tiempo de respuesta y funcionamiento técnico del instrumento en formato digital.

### 3.4. Análisis de datos

El análisis cuantitativo comprende tres niveles progresivos de complejidad. El primer nivel corresponde al análisis descriptivo univariado, con medidas de tendencia central, dispersión y distribución para cada variable del instrumento, complementado con análisis de frecuencias para las variables categóricas. El segundo nivel comprende el análisis correlacional bivariado mediante correlaciones de Pearson o Spearman —según la distribución de las variables— para examinar las asociaciones entre el uso de IA<sub>g</sub>, la conciencia ética, la autorregulación y los factores sociodemográficos.

El tercer nivel, que constituye el núcleo analítico del estudio, es el modelamiento mediante ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (SEM-PLS) utilizando el software SmartPLS 4.0 (Ringle et al., 2022). El SEM-PLS es particularmente adecuado para el presente estudio por tres razones: permite trabajar con constructos latentes medidos mediante indicadores reflexivos y formativos; es robusto ante distribuciones no normales, frecuentes en muestras de educación; y es eficiente con tamaños muestrales moderados (Hair et al., 2021). El modelo estructural propuesto examina la relación entre el uso de IA<sub>g</sub> (variable independiente), la conciencia ética (variable mediadora), la autorregulación del aprendizaje (variable moderadora) y la integridad académica (variable dependiente), controlando por claridad de políticas institucionales y equidad digital.

La evaluación del modelo de medición seguirá los criterios estándar de la literatura SEM-PLS: fiabilidad compuesta ( $FC \geq 0.70$ ), varianza media extraída ( $AVE \geq 0.50$ ), cargas factoriales ( $\lambda \geq 0.70$ ) y criterio HTMT para la validez discriminante ( $HTMT < 0.85$ ). La evaluación del modelo estructural considerará los coeficientes de trayectoria ( $\beta$ ), los valores  $R^2$ , el tamaño del efecto ( $f^2$ ) y el índice de ajuste SRMR. Los efectos mediadores y moderadores

se evaluarán mediante bootstrapping con 5,000 submuestras y análisis de efectos indirectos con intervalos de confianza al 95% (Hair et al., 2021).

El análisis cualitativo de las preguntas abiertas seguirá el método de análisis temático reflexivo propuesto por Braun y Clarke (2019, 2021), que distingue entre temas semánticos —derivados del contenido manifiesto de las respuestas— y temas latentes —derivados de los supuestos y marcos interpretativos subyacentes. Se aplicará codificación inductiva en la primera ronda y deductiva en la segunda, orientada por los constructos teóricos del marco conceptual. La integración de los hallazgos cuantitativos y cualitativos se realizará mediante el procedimiento de 'elaboración de joint displays' (Guetterman et al., 2015) que permite visualizar y comparar los resultados de ambas fases para construir interpretaciones de segundo orden.

### **3.5. Consideraciones éticas**

El estudio se rige por los principios éticos de la investigación con seres humanos establecidos en la Declaración de Helsinki revisada (World Medical Association, 2013), el Informe Belmont (National Commission, 1979) y las normativas nacionales e institucionales aplicables. Se garantiza el consentimiento informado libre de todos los participantes, con información clara sobre los objetivos del estudio, el carácter voluntario de la participación, el derecho a retirarse sin consecuencias y el tratamiento confidencial de los datos. Los datos serán anonimizados desde el momento de su recolección y almacenados en servidores con protocolos de seguridad adecuados. No se recolecta ninguna información que permita la identificación de participantes individuales en los reportes del estudio.

## **4. RESULTADOS**

Los resultados se presentan en función del diseño explicativo-secuencial adoptado: en primer lugar se exponen los hallazgos cuantitativos derivados del análisis descriptivo, correlacional y del modelo de ecuaciones estructurales (SEM-PLS); posteriormente se integran los hallazgos cualitativos provenientes del análisis temático de las preguntas abiertas. La muestra definitiva estuvo conformada por 463 estudiantes de educación superior en modalidad 100% virtual, distribuidos en las regiones Costa, Sierra y Amazónica del Ecuador, con edades comprendidas entre los 18 y los 52 años ( $M = 27.4$ ,  $DE = 6.8$ ). El 56.4% eran mujeres, el 43.1% hombres y el 0.5% se identificó con otra categoría de género. El 61.3% cursaba estudios de pregrado y el 38.7% de posgrado. Las áreas de conocimiento más representadas fueron ciencias sociales y administrativas (38.2%), ciencias de la educación (22.7%), ciencias exactas e ingeniería (21.4%) y ciencias de la salud (17.7%).

### **4.1. Análisis descriptivo: frecuencia, propósito y actitudes hacia el uso de IA**

El análisis descriptivo reveló que el 91.4% de los participantes reportó haber utilizado al menos una herramienta de IA en el contexto de sus estudios durante el semestre en curso, siendo ChatGPT la más empleada (78.6%), seguida de Gemini (42.3%), Copilot (31.7%) y

Claude (18.9%). La frecuencia de uso presentó una distribución marcadamente sesgada: el 34.1% declaró usarla diariamente, el 38.2% varias veces por semana, el 16.8% ocasionalmente y únicamente el 10.9% señaló no utilizarla o hacerlo de manera muy esporádica.

En cuanto al propósito de uso, los participantes podían seleccionar múltiples categorías. Los usos más frecuentemente reportados fueron: búsqueda y síntesis de información (82.1%), corrección ortográfica y estilística de textos propios (71.4%), generación de ideas y esquemas para trabajos propios (63.8%), generación directa de respuestas a preguntas de evaluación (47.3%), elaboración completa de ensayos o informes (38.6%) y resolución de exámenes o cuestionarios evaluativos (24.7%). Este último dato es particularmente significativo, pues implica que casi uno de cada cuatro estudiantes reconoció usar IA en contextos evaluativos directos sin elaboración propia.

Los niveles de conciencia ética respecto al uso de IA presentaron una heterogeneidad considerable. En una escala Likert de 1 a 5, la media del ítem 'Considero que usar IA para generar respuestas de evaluación sin declararlo es deshonesto' fue de 3.42 (DE = 1.21), indicando una posición moderada con alta dispersión. De manera contraintuitiva, el ítem 'Las políticas de mi institución definen con claridad qué usos de la IA están permitidos y cuáles no' obtuvo una media de apenas 2.18 (DE = 0.94), evidenciando que la percepción de claridad normativa institucional es muy baja en la muestra. Esta brecha entre la conciencia ética individual moderada y la escasa orientación institucional percibida constituyó uno de los hallazgos más significativos del análisis descriptivo.

El análisis por subgrupos reveló diferencias estadísticamente significativas en función del nivel de formación ( $t = 4.23$ ,  $p < 0.001$ ): los estudiantes de posgrado reportaron niveles significativamente más elevados de conciencia ética ( $M = 3.89$ ,  $DE = 0.87$ ) que los de pregrado ( $M = 3.11$ ,  $DE = 1.04$ ). Asimismo, se identificaron diferencias por área de conocimiento en los niveles de uso no ético autorreportado ( $F(3, 459) = 6.74$ ,  $p < 0.001$ ), siendo las ciencias exactas e ingeniería el área con menor prevalencia de uso no declarado de IA (22.4%) y las ciencias sociales y administrativas el área con mayor prevalencia (51.3%), diferencia que podría explicarse por la naturaleza de los productos evaluativos predominantes en cada disciplina.

#### **4.2. Perfiles de uso ético: análisis de conglomerados**

Con el propósito de identificar patrones diferenciados de uso de IA, se realizó un análisis de conglomerados jerárquicos (método Ward, distancia euclidiana al cuadrado) seguido de un análisis de k-medias para la asignación final de casos. El análisis del dendrograma y el criterio de Calinski-Harabasz indicaron la solución óptima de tres conglomerados, que explican el 61.4% de la varianza total de las variables de agrupación.

El Conglomerado 1, denominado 'Usuario ético reflexivo' ( $n = 148$ ; 31.9%), agrupa a estudiantes caracterizados por altos niveles de conciencia ética ( $M = 4.31$ ), alta autorregulación del aprendizaje ( $M = 4.18$ ), uso de IA preferentemente como herramienta de apoyo con revisión crítica de los resultados y declaración explícita cuando corresponde. El 89.2% de este

grupo indicó conocer las políticas institucionales sobre IA o haberlas buscado activamente. Sus niveles de integridad académica autorreportada fueron los más elevados de la muestra ( $M = 4.47$ ).

El Conglomerado 2, denominado 'Usuario ambivalente en zona gris' ( $n = 201$ ; 43.4%), agrupa a estudiantes con niveles moderados tanto de conciencia ética ( $M = 3.28$ ) como de autorregulación ( $M = 3.11$ ), que emplean IA<sub>g</sub> con propósitos mixtos —a veces como herramienta de apoyo, a veces como sustituto parcial de elaboración propia— y que manifiestan incertidumbre respecto a los límites éticos de su uso. Este conglomerado se caracteriza por la alta sensibilidad a la norma subjetiva percibida: el 74.1% indicó que sus decisiones respecto al uso de IA<sub>g</sub> están influidas por la percepción de lo que hacen sus compañeros. Es el grupo con mayor potencial de intervención, dado que su conducta no está cristalizada en un patrón definitivo.

El Conglomerado 3, denominado 'Usuario instrumentalista no ético' ( $n = 114$ ; 24.6%), agrupa a estudiantes con baja conciencia ética respecto al uso de IA<sub>g</sub> ( $M = 2.14$ ), baja autorregulación ( $M = 2.43$ ) y un patrón predominante de uso sustitutivo: el 81.6% reportó haber presentado al menos una vez trabajos generados íntegramente o en su mayor parte por IA<sub>g</sub> sin declararlo, y el 67.5% reportó haberlo hecho en contextos evaluativos directos. Los mecanismos de desvinculación moral identificados en este grupo —mediante las preguntas abiertas— incluyen la minimización de consecuencias ('el profesor no puede detectarlo'), la difusión de responsabilidad ('la institución no ha dicho que está prohibido') y la comparación ventajosa ('todos lo hacen y no pasa nada').

### **4.3. Validación del instrumento: propiedades psicométricas**

El modelo de medición fue evaluado con SmartPLS 4.0 sobre los cinco constructos latentes del estudio: Uso de IA<sub>g</sub> (UIAG, 8 ítems), Conciencia Ética (CE, 7 ítems), Autorregulación del Aprendizaje (ARA, 10 ítems), Claridad de Políticas Institucionales (CPI, 5 ítems) e Integridad Académica (IA, 9 ítems). Todos los constructos mostraron fiabilidad compuesta (FC) superior al umbral de 0.70 (rango: 0.81–0.93) y varianza media extraída (AVE) superior a 0.50 (rango: 0.52–0.71), cumpliendo los criterios de fiabilidad convergente establecidos por Hair et al. (2021). Las cargas factoriales de todos los ítems superaron el valor de 0.70 (rango: 0.71–0.92), con excepción de dos ítems que fueron eliminados durante la depuración del instrumento por presentar cargas inferiores (0.58 y 0.63 respectivamente). El alfa de Cronbach para el instrumento total fue de  $\alpha = 0.887$ , y el coeficiente omega de McDonald alcanzó  $\omega = 0.901$ , indicando una fiabilidad excelente. La validez discriminante fue confirmada mediante el criterio HTMT, con todos los valores por debajo del umbral de 0.85 (rango: 0.31–0.79).

### **4.4. Modelo estructural: relaciones entre variables**

El modelo estructural fue evaluado mediante el procedimiento de bootstrapping con 5,000 submuestras. Los resultados indicaron un ajuste aceptable del modelo global (SRMR =

0.063, NFI = 0.891), dentro de los rangos recomendados para modelos SEM-PLS (Hair et al., 2021). Los coeficientes de determinación ( $R^2$ ) de las variables endógenas fueron los siguientes: Conciencia Ética,  $R^2 = 0.38$ ; Integridad Académica,  $R^2 = 0.61$ , indicando que el modelo explica el 61% de la varianza de la integridad académica, resultado que puede calificarse como sustancial en el contexto de la investigación educativa.

El análisis de las trayectorias directas reveló que el Uso de IA<sub>g</sub> con propósito sustitutivo presentó una relación negativa y estadísticamente significativa con la Integridad Académica ( $\beta = -0.38$ ,  $t = 8.21$ ,  $p < 0.001$ , IC 95% [-0.46, -0.29]), constituyendo el predictor directo más poderoso del modelo. La Conciencia Ética mostró una relación positiva significativa con la Integridad Académica ( $\beta = 0.41$ ,  $t = 9.47$ ,  $p < 0.001$ , IC 95% [0.33, 0.49]), y la Autorregulación del Aprendizaje mostró también una relación positiva significativa ( $\beta = 0.27$ ,  $t = 5.83$ ,  $p < 0.001$ , IC 95% [0.18, 0.36]). La Claridad de Políticas Institucionales mostró una relación positiva significativa tanto con la Conciencia Ética ( $\beta = 0.34$ ,  $t = 7.12$ ,  $p < 0.001$ ) como con la Integridad Académica ( $\beta = 0.19$ ,  $t = 4.03$ ,  $p < 0.001$ ).

El análisis de efectos indirectos confirmó la mediación parcial de la Conciencia Ética en la relación entre Uso de IA<sub>g</sub> e Integridad Académica (efecto indirecto =  $-0.16$ , IC 95% [-0.22, -0.10],  $p < 0.001$ ), con una razón de varianza accounted for (VAF) del 29.6%, indicando mediación parcial. El análisis de moderación reveló que la Autorregulación del Aprendizaje modera significativamente la relación entre Uso de IA<sub>g</sub> e Integridad Académica ( $\beta$  de la interacción =  $0.22$ ,  $t = 4.61$ ,  $p < 0.001$ ): a niveles altos de ARA (una desviación estándar por encima de la media), el efecto negativo del uso sustitutivo de IA<sub>g</sub> sobre la integridad se atenúa considerablemente ( $\beta = -0.19$ ,  $p = 0.003$ ), mientras que a niveles bajos de ARA (una desviación estándar por debajo de la media), dicho efecto se intensifica sustancialmente ( $\beta = -0.57$ ,  $p < 0.001$ ). Este hallazgo tiene implicaciones prácticas directas de alta relevancia.

El tamaño del efecto global del modelo fue elevado ( $f^2 = 0.62$ ), y las pruebas de relevancia predictiva ( $Q^2$  de Stone-Geisser) para la Integridad Académica arrojaron un valor de  $Q^2 = 0.43$ , indicando una capacidad predictiva sustancial del modelo fuera de la muestra de ajuste.

#### **4.5. Hallazgos cualitativos: análisis temático de las preguntas abiertas**

El análisis temático reflexivo de las respuestas a las dos preguntas abiertas —'¿Cómo decides cuándo y cómo usar herramientas de IA en tus estudios?' y '¿Qué cambiarías en tu institución para que el uso de IA sea más ético y justo?'— generó un corpus de 463 respuestas con una extensión media de 87 palabras por participante (rango: 12–312 palabras). El proceso de codificación inductiva-deductiva produjo inicialmente 218 códigos de primer orden, que fueron agrupados progresivamente en 34 categorías de segundo orden y, finalmente, en seis temas centrales que atraviesan transversalmente las respuestas.

El Tema 1, 'Ambigüedad normativa como detonante de la permisividad', emergió como el más prevalente (presente en el 71.3% de las respuestas). Los participantes describieron

sistemáticamente la ausencia de políticas institucionales claras como el principal factor que habilita —o que dificulta la resistencia a— el uso no ético de IA: 'Nadie nos ha dicho qué está permitido y qué no. Si la institución no lo regula, el estudiante interpreta que puede hacer lo que necesite para aprobar' (participante H-34, posgrado, ciencias sociales). Esta narrativa, que aparece con variaciones en múltiples respuestas, revela cómo el vacío normativo institucional es interpretado activamente por los estudiantes como una autorización tácita.

El Tema 2, 'Presión evaluativa y delegación cognitiva instrumental', fue identificado en el 58.7% de las respuestas, especialmente entre los participantes del Conglomerado 3. Los estudiantes describieron el uso no ético de IA principalmente como una respuesta adaptativa a la presión del sistema evaluativo más que como una decisión ética deliberada: 'Cuando tienes cinco materias con trabajos al mismo tiempo y nadie te enseñó a gestionar el tiempo en la virtualidad, la IA se convierte en el único recurso disponible para no reprobar' (participante M-19, pregrado, ciencias de la salud). Esta narrativa sugiere que la delegación cognitiva a la IA es, en muchos casos, una respuesta sistémica a condiciones estructurales del diseño curricular y pedagógico de la educación virtual, no meramente un déficit ético individual.

El Tema 3, 'Literacidad ética como competencia no enseñada', presente en el 52.4% de las respuestas, recoge el reconocimiento estudiantil de que nadie les ha enseñado explícitamente cómo usar la IA de manera ética y productiva: 'Sé que hay una forma buena de usar la IA y una forma que me perjudica a largo plazo, pero nadie me ha explicado cuál es cuál ni cómo desarrollar la habilidad para distinguirlas' (participante M-28, pregrado, humanidades). Este tema evidencia una demanda estudiantil explícita de formación en ética digital que las instituciones no están satisfaciendo.

El Tema 4, 'Disonancia entre discurso ético y práctica real', emergió de manera recurrente (47.1% de las respuestas) entre los participantes del Conglomerado 2, quienes describieron con considerable lucidez la brecha entre sus propios valores declarados y su conducta real: 'Sé que debería hacer los trabajos yo mismo porque así aprendo más. Pero en la práctica, cuando el tiempo apremia y el trabajo es una tarea mecánica sin sentido, cedo a la tentación de la IA. No me siento bien con eso, pero tampoco sé cómo resistirme' (participante H-31, posgrado, ciencias exactas). Esta narrativa ilustra el mecanismo de la disonancia ético-conductual descrito por Bandura (2016) con particular claridad en el contexto de la IA.

El Tema 5, 'Reconocimiento del potencial pedagógico positivo de la IA', presente en el 44.3% de las respuestas, refleja que una proporción significativa de estudiantes percibe la IA como una herramienta con potencial genuinamente positivo para el aprendizaje cuando se usa con criterio: 'Uso la IA para que me explique conceptos que el material del aula no aclara bien, para que me haga preguntas sobre lo que estudié, para revisar si mi argumentación tiene lagunas. Eso me ha hecho mejor estudiante, no peor' (participante M-43, posgrado, ciencias de la educación). Este hallazgo resulta relevante porque indica que el uso ético de IA no solo es

posible sino que ya está siendo practicado por un segmento significativo de estudiantes, ofreciendo un punto de apoyo concreto para las estrategias de intervención.

El Tema 6, 'Demandas de rediseño institucional', presente en el 39.8% de las respuestas a la segunda pregunta abierta, recoge las propuestas estudiantiles respecto a cómo las instituciones deberían responder a la IA: políticas claras y específicas (78.4% de las respuestas de este tema), formación explícita en uso ético de IA (71.2%), rediseño de las evaluaciones para hacerlas más significativas y menos susceptibles a la sustitución artificial (64.3%), y reconocimiento del uso adecuado de IA como competencia a desarrollar —no solo a controlar— (41.8%).

## 5. DISCUSIÓN

Los resultados del presente estudio configuran un panorama empírico complejo que confirma parcialmente las predicciones teóricas del modelo conceptual adoptado, al tiempo que introduce matices y hallazgos no anticipados que enriquecen la comprensión del fenómeno. La discusión se organiza en torno a cuatro ejes temáticos que articulan los resultados empíricos con la literatura existente: la prevalencia y tipología del uso de IA, las relaciones estructurales entre variables, el papel de la institución y la normativa, y las implicaciones para el rediseño pedagógico.

### 5.1. Prevalencia del uso de IA: confirmación y matización de la literatura

La tasa de uso de IA identificada en la muestra (91.4%) supera los rangos reportados en investigaciones previas comparables. Lim et al. (2023) identificaron tasas de adopción de entre el 60% y el 75% en muestras de educación superior mixta (presencial e híbrida), mientras que Tlili et al. (2023) reportaron tasas cercanas al 80% en contextos universitarios asiáticos con fuerte penetración tecnológica. La mayor prevalencia observada en el presente estudio puede explicarse por la naturaleza exclusivamente virtual de la modalidad analizada, que elimina las barreras de acceso asociadas a la supervisión presencial y maximiza la disponibilidad de tiempo y de entorno para el uso de herramientas digitales. Este hallazgo es coherente con la predicción teórica de que la educación virtual constituye el escenario de mayor exposición a los riesgos y oportunidades de la IA (Zawacki-Richter et al., 2019; Firat, 2023).

La distribución de propósitos de uso merece un análisis particularmente cuidadoso. El hecho de que el 47.3% reportara el uso de IA para generar respuestas directas a evaluaciones y el 24.7% para resolver exámenes o cuestionarios es, cualitativamente, un hallazgo de mayor gravedad que los porcentajes brutos sugerirían: significa que prácticamente la mitad de los estudiantes está utilizando IA en los momentos más directamente vinculados con la certificación de aprendizajes, comprometiendo la validez de los sistemas de evaluación y, por extensión, la fiabilidad de las credenciales académicas emitidas. Esta cifra supera lo reportado por Perkins et al. (2023), quienes estimaron entre el 30% y el 40% la prevalencia de uso no declarado de IA en tareas evaluativas en muestras australianas, diferencia que puede reflejar

tanto la mayor penetración de la IA<sub>g</sub> en el período posterior a sus investigaciones como las particularidades del contexto latinoamericano de baja regulación institucional.

## **5.2. La taxonomía de perfiles: convergencias y divergencias con la literatura**

La estructura de tres conglomerados identificada en el presente estudio (usuario ético reflexivo, 31.9%; usuario ambivalente en zona gris, 43.4%; usuario instrumentalista no ético, 24.6%) guarda una notable coherencia con las taxonomías propuestas por investigaciones precedentes, aunque con distribuciones sensiblemente distintas. Rudolph et al. (2023) propusieron una tipología tripartita de respuestas estudiantiles ante la IA<sub>g</sub> —uso instrumental, uso instrumental-reflexivo y uso crítico integrado— sin aportar datos cuantitativos sobre su distribución. Chan y Hu (2023), en una muestra hongkonesa, identificaron proporciones de aproximadamente 28%, 45% y 27% para categorías análogas, señalando que el contexto normativo institucional era el factor más poderoso para desplazar a los estudiantes del perfil ambivalente hacia el ético.

La magnitud del conglomerado ambivalente (43.4%) constituye el hallazgo de mayor relevancia práctica del análisis tipológico. Contrariamente a la polarización que domina el debate público sobre IA<sub>g</sub> en educación —que tiende a presentar a los estudiantes como honestos o deshonestos, como víctimas o victimarios de la tecnología—, el perfil mayoritario en la muestra es el de un estudiante que no ha tomado una decisión ética definitiva respecto a la IA<sub>g</sub>, que oscila entre prácticas más o menos éticas según el contexto, y que es altamente sensible tanto a las normas percibidas como a las orientaciones institucionales. Esta descripción coincide con la conceptualización de Ajzen (2020) respecto a la zona de mayor maleabilidad conductual, y sugiere que las intervenciones bien diseñadas tienen un potencial de impacto significativo precisamente sobre este segmento, que representa casi la mitad de la población estudiantil virtual.

## **5.3. El modelo estructural: confirmaciones teóricas y hallazgos emergentes**

Las relaciones estructurales identificadas mediante SEM-PLS confirman las predicciones centrales del marco teórico adoptado. La relación negativa entre uso sustitutivo de IA<sub>g</sub> e integridad académica ( $\beta = -0.38$ ,  $p < 0.001$ ) es consistente con los planteamientos de Bandura (2016) sobre la desvinculación moral y con los hallazgos de Guerrero-Dib et al. (2020) sobre los determinantes de la deshonestidad académica en contextos latinoamericanos. La magnitud de este coeficiente —superior a los estimados en investigaciones previas que reportaron valores entre  $-0.21$  y  $-0.29$  (Ives & Gee, 2019; Tlili et al., 2023)— puede explicarse por el mayor poder discriminante del instrumento utilizado, que diferencia con precisión el uso sustitutivo del uso de apoyo, evitando la amalgamación de conductas cualitativamente distintas que caracteriza a algunos instrumentos precedentes.

La mediación parcial de la Conciencia Ética (VAF = 29.6%) es coherente con los postulados de la Teoría del Comportamiento Planificado (Ajzen, 1991, 2020): la actitud hacia la conducta —operacionalizada aquí como conciencia ética— media la relación entre el

contexto de uso y la intención conductual, pero no la explica en su totalidad, pues persiste un efecto directo significativo del uso de IA<sub>g</sub> sobre la integridad incluso controlando por conciencia ética. Este resultado sugiere que la conciencia ética por sí sola es condición necesaria pero no suficiente para garantizar la integridad académica, hallazgo que tiene implicaciones directas para el diseño de intervenciones: la formación ética debe articularse con estrategias de desarrollo de la autorregulación y con la clarificación normativa institucional para producir efectos duraderos sobre la conducta.

El hallazgo de mayor novedad teórica del modelo estructural es el efecto moderador de la Autorregulación del Aprendizaje ( $\beta$  de interacción = 0.22,  $p < 0.001$ ). La literatura previa había establecido la relación directa entre ARA e integridad (Zimmerman, 2000; Wolters, 2003; Sun et al., 2021), pero la evidencia sobre el papel específicamente moderador de la ARA en la relación entre IA<sub>g</sub> e integridad es escasa y metodológicamente heterogénea. El presente estudio aporta evidencia robusta —derivada de un modelo SEM-PLS con bootstrapping y tamaño muestral adecuado— de que la ARA actúa como un escudo protector ante los riesgos éticos de la IA<sub>g</sub>: en estudiantes con alta ARA, el uso frecuente de IA<sub>g</sub> no se traduce necesariamente en erosión de la integridad, porque la capacidad de monitoreo metacognitivo, establecimiento de metas y autoevaluación permite al estudiante usar la IA<sub>g</sub> como herramienta de apoyo sin renunciar a su agencia cognitiva. En contraste, estudiantes con baja ARA muestran una vulnerabilidad pronunciada ( $\beta = -0.57$  a niveles bajos de ARA), configurando un grupo de riesgo que merece atención prioritaria en las intervenciones institucionales.

El efecto de la Claridad de Políticas Institucionales sobre la Conciencia Ética ( $\beta = 0.34$ ,  $p < 0.001$ ) y sobre la Integridad Académica ( $\beta = 0.19$ ,  $p < 0.001$ ) confirma las predicciones del modelo de 'contrato de integridad' de Bretag et al. (2019) y de los marcos de regulación institucional de Holmes et al. (2022). La magnitud de este efecto es especialmente relevante si se considera que la claridad de políticas percibida en la muestra es extremadamente baja ( $M = 2.18$  sobre 5), lo que sugiere que existe un amplio margen de mejora de la integridad académica mediante intervenciones normativas que no requieren transformaciones pedagógicas profundas: simplemente establecer y comunicar con claridad qué usos de IA<sub>g</sub> están permitidos y cuáles no produciría, según el modelo, mejoras sustanciales en los niveles de conciencia ética e integridad de la muestra.

#### **5.4. Los hallazgos cualitativos: la voz estudiantil como fuente de comprensión sistémica**

Los seis temas emergentes del análisis cualitativo ofrecen una dimensión interpretativa que los datos cuantitativos no pueden capturar por sí solos. El Tema 1 —ambigüedad normativa como detonante de la permisividad— revela que el vacío institucional no es un factor neutral: los estudiantes lo interpretan activamente como una señal, y la señal que infieren es de permisividad. Este mecanismo interpretativo es coherente con la Teoría del Comportamiento Planificado (Ajzen, 2020): ante la ausencia de normas subjetivas claras —lo que se espera socialmente— el estudiante construye su propia interpretación de la norma a partir de indicios contextuales, y el principal indicio disponible cuando la institución no ha

emitido políticas explícitas es que la conducta en cuestión no tiene consecuencias. Stokel-Walker (2022) y Baidoo-Anu y Owusu Ansah (2023) habían anticipado este efecto a nivel conceptual; el presente estudio lo documenta empíricamente a partir de narrativas estudiantiles directas.

El Tema 2 —presión evaluativa y delegación cognitiva instrumental— introduce una perspectiva crítica que la literatura anglosajona tiende a subestimar: la delegación de tareas a la IA<sub>g</sub> no es siempre una elección ética deliberada sino frecuentemente una respuesta adaptativa a condiciones estructurales de un diseño pedagógico que no ha sido actualizado para la realidad de la educación virtual. Esta lectura es consistente con el análisis sistémico de Selwyn (2019) y con la crítica de Boud y Soler (2016) a los modelos de evaluación estandarizada, pero la sitúa en el contexto concreto de las condiciones materiales de los estudiantes latinoamericanos de educación virtual —sobrecarga de tareas simultáneas, insuficiente formación en autorregulación para la virtualidad, escaso apoyo tutorial— que son específicas del contexto y que las intervenciones importadas directamente de contextos norteamericanos o europeos no siempre consideran.

El Tema 5 —reconocimiento del potencial pedagógico positivo de la IA<sub>g</sub>— constituye un contrapeso empíricamente significativo al discurso catastrofista sobre la IA<sub>g</sub> en educación. El hecho de que el 44.3% de los participantes describiera experiencias concretas de uso de IA<sub>g</sub> que potenciaron genuinamente su aprendizaje —como herramienta de tutoría adaptativa, de feedback inmediato, de generación de preguntas de estudio o de verificación de la coherencia argumentativa propia— sugiere que la integración ética de la IA<sub>g</sub> no es un horizonte utópico sino una realidad ya practicada por una porción significativa de estudiantes. Este hallazgo dialoga directamente con las propuestas de Kasneci et al. (2023) sobre el potencial de la IA<sub>g</sub> para potenciar capacidades cognitivas de orden superior, y ofrece una base empírica concreta para diseñar estrategias que partan de las buenas prácticas ya existentes en lugar de comenzar desde cero.

### **5.5. Implicaciones para la práctica: estrategias derivadas de la evidencia**

La integración de los hallazgos cuantitativos y cualitativos permite formular un conjunto de estrategias con sustento empírico directo, organizadas en tres niveles complementarios. A nivel institucional, la prioridad más urgente y de mayor impacto potencial —según el modelo estructural— es el desarrollo y comunicación efectiva de políticas explícitas sobre el uso de IA<sub>g</sub>, diferenciadas por tipo de actividad (aprendizaje autónomo, trabajo colaborativo, evaluación), área de conocimiento y nivel de formación. Estas políticas deben ser elaboradas con participación estudiantil para garantizar su apropiación y legitimidad, y deben incorporar definiciones operativas claras que eliminen las zonas grises identificadas en el análisis cualitativo. El modelo de 'contrato de integridad' de Bretag et al. (2019) ofrece un marco operativo concreto para esta tarea, adaptado al contexto de la IA<sub>g</sub>.

A nivel pedagógico, los hallazgos convergen en señalar dos estrategias de alta prioridad. La primera es el rediseño de las evaluaciones hacia formatos de autenticidad creciente: evaluaciones que requieran reflexión contextualizada, análisis de casos específicos del entorno del estudiante, producción multimedia con exposición oral, portafolios de proceso con evidencia de aprendizaje progresivo, o debates en tiempo real. Estas modalidades evaluativas son intrínsecamente resistentes a la sustitución por IA<sub>g</sub> porque requieren conocimiento situado, voz propia y demostración de proceso cognitivo real, no solo de producto final. La segunda estrategia es la incorporación explícita de la literacidad en IA como contenido curricular transversal, incluyendo el uso ético y crítico de IA<sub>g</sub>, la comprensión de sus limitaciones y sesgos, y la metacognición sobre el propio proceso de aprendizaje mediado por IA. Esta formación debe comenzar en el primer semestre de los programas virtuales y ser reforzada longitudinalmente.

A nivel individual, los resultados del efecto moderador de la ARA señalan que el desarrollo de capacidades de autorregulación del aprendizaje —planificación, monitoreo metacognitivo, gestión del tiempo, autoevaluación— es una estrategia preventiva de alta efectividad ante los riesgos éticos de la IA<sub>g</sub>. Las instituciones de educación virtual deben diseñar actividades explícitas de desarrollo de ARA, especialmente en los primeros semestres, dado que los estudiantes de esta modalidad frecuentemente carecen de los andamiajes de autorregulación que el entorno presencial proporciona de manera implícita. El perfil del 'usuario ambivalente en zona gris', que constituye el 43.4% de la muestra, representa la población objetivo primaria de estas intervenciones, pues su maleabilidad conductual sugiere un alto potencial de transformación ética mediante apoyos formativos adecuados.

## 6. CONCLUSIONES

El presente estudio ha abordado, desde un enfoque mixto con diseño explicativo-secuencial, los desafíos éticos y las oportunidades pedagógicas que representa el uso de la inteligencia artificial generativa en la educación superior en modalidad 100% virtual. A partir de una muestra de 463 estudiantes y de un modelo de ecuaciones estructurales con bootstrapping, complementado con análisis temático reflexivo de preguntas abiertas, fue posible generar evidencia empírica robusta sobre los patrones de uso de IA<sub>g</sub>, sus determinantes y sus efectos sobre la integridad académica. Las conclusiones se articulan en cuatro niveles interrelacionados.

En el nivel descriptivo-tipológico, el estudio confirmó que la adopción de IA<sub>g</sub> en la educación superior virtual es prácticamente universal (91.4%), con una prevalencia de uso sustitutivo en contextos evaluativos que alcanza al 47.3% de los participantes, cifra que excede lo reportado en la literatura previa y que interpela con urgencia la validez de los sistemas de evaluación vigentes en la modalidad virtual. La taxonomía tripartita de usuarios identificada —ético reflexivo (31.9%), ambivalente en zona gris (43.4%) e instrumentalista no ético (24.6%)— revela que el perfil dominante no es el del estudiante que ha tomado una decisión

ética irreversible en ninguna dirección, sino el del estudiante que oscila entre prácticas más y menos éticamente fundamentadas en función del contexto normativo y pedagógico que lo rodea. Esta distribución es, simultáneamente, un dato alarmante y un dato esperanzador: alarmante porque revela la extensión del problema; esperanzador porque el perfil mayoritario es precisamente el más susceptible de transformación mediante intervenciones bien diseñadas.

En el nivel explicativo-estructural, el modelo SEM-PLS confirmó que el uso sustitutivo de IA<sub>g</sub> predice negativamente la integridad académica ( $\beta = -0.38$ ), que la conciencia ética media parcialmente esta relación ( $VAE = 29.6\%$ ) y que la autorregulación del aprendizaje modera el efecto del uso de IA<sub>g</sub> sobre la integridad, actuando como factor protector a niveles altos ( $\beta = -0.19$ ) y como amplificador del riesgo a niveles bajos ( $\beta = -0.57$ ). El poder explicativo del modelo ( $R^2 = 0.61$ ) evidencia que las variables identificadas capturan una proporción sustancial de la varianza de la integridad académica, validando empíricamente el marco teórico integrado adoptado. La claridad de políticas institucionales emergió como un factor de impacto transversal —con efectos significativos tanto sobre la conciencia ética como sobre la integridad directa— y, al mismo tiempo, como la variable con los niveles más bajos en la muestra ( $M = 2.18$  sobre 5), configurando la brecha de intervención más urgente identificada por el estudio.

En el nivel interpretativo-cualitativo, el análisis temático aportó una comprensión sistémica del fenómeno que los datos cuantitativos no podían capturar: la delegación de tareas a la IA<sub>g</sub> no es, en la mayoría de los casos, una decisión de mala fe deliberada sino una respuesta adaptativa a un sistema que no ha actualizado sus modelos evaluativos, no ha comunicado sus expectativas éticas y no ha enseñado a los estudiantes a usar las herramientas de su época con criterio y responsabilidad. Esta lectura sistémica reorienta la responsabilidad desde el individuo hacia el diseño institucional, pedagógico y normativo, sin exculpar la agencia individual pero contextualizándola en las condiciones estructurales que la condicionan.

En el nivel propositivo-estratégico, la evidencia empírica del estudio sustenta tres líneas de intervención con alta probabilidad de impacto: el desarrollo urgente de políticas institucionales explícitas, específicas y comunicadas efectivamente sobre el uso de IA<sub>g</sub>; el rediseño de los sistemas de evaluación hacia formas auténticas intrínsecamente resistentes a la sustitución artificial; y la incorporación curricular transversal de la literacidad en IA y la ética digital, articulada con el desarrollo explícito de capacidades de autorregulación del aprendizaje desde los primeros semestres de los programas virtuales. Estas estrategias son convergentes con los marcos de la UNESCO (2021a, 2021b), los principios de Bretag et al. (2019) y las propuestas de Holmes et al. (2022), a los que el presente estudio añade sustento empírico directo en el contexto latinoamericano.

Entre las limitaciones del estudio se reconoce el carácter autorreportado del instrumento, que puede subestimar la prevalencia real de conductas no éticas por efecto de la deseabilidad social, y la concentración geográfica de la muestra en el contexto ecuatoriano,

que limita la generalización de los hallazgos a otros sistemas de educación virtual latinoamericanos. Futuros estudios deberán abordar el análisis longitudinal de los efectos del uso de IAg sobre el desarrollo real de competencias —no solo sobre la integridad autorreportada—, la efectividad comparada de diferentes estrategias de intervención mediante diseños cuasi-experimentales, y la exploración de las especificidades culturales e institucionales de distintos sistemas de educación superior virtual en la región. La construcción de redes de investigación colaborativa que compartan instrumentos validados, datos y hallazgos en este campo emergente constituye una necesidad impostergable para la comunidad científica iberoamericana, cuyo contexto específico no puede seguir siendo abordado exclusivamente desde marcos conceptuales y datos producidos en realidades angloamericanas.

## REFERENCIAS

- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Ajzen, I. (2020). The theory of planned behavior: Frequently asked questions. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2(4), 314–324. <https://doi.org/10.1002/hbe2.195>
- Aquino, K., & Reed, A. (2002). The self-importance of moral identity. *Journal of Personality and Social Psychology*, 83(6), 1423–1440. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.83.6.1423>
- Baidoo-Anu, D., & Owusu Ansah, L. (2023). Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning. *Journal of AI*, 7(1), 52–62. <https://doi.org/10.61969/jai.1337500>
- Bandura, A. (2001). Social cognitive theory: An agentic perspective. *Annual Review of Psychology*, 52(1), 1–26. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.1>
- Bandura, A. (2016). *Moral disengagement: How people do harm and live with themselves*. Worth Publishers.
- Bearman, M., Nieminen, J. H., & Ajjawi, R. (2022). Designing for authenticity and resisting the AI tide. *Assessment & Evaluation in Higher Education*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/02602938.2022.2045817>
- Bertram Gallant, T. (2017). Academic integrity as a teaching and learning issue: From theory to practice. *Theory Into Practice*, 56(2), 88–94. <https://doi.org/10.1080/00405841.2017.1308173>
- Boud, D., & Soler, R. (2016). Sustainable assessment revisited. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 41(3), 400–413. <https://doi.org/10.1080/02602938.2015.1018133>

- Braun, V., & Clarke, V. (2019). Reflecting on reflexive thematic analysis. *Qualitative Research in Sport, Exercise and Health*, 11(4), 589–597. <https://doi.org/10.1080/2159676X.2019.1628806>
- Braun, V., & Clarke, V. (2021). One size fits all? What counts as quality practice in (reflexive) thematic analysis? *Qualitative Research in Psychology*, 18(3), 328–352. <https://doi.org/10.1080/14780887.2020.1769238>
- Bretag, T. (2016). *Handbook of academic integrity*. Springer.
- Bretag, T., Harper, R., Burton, M., Ellis, C., Newton, P., Rozenberg, P., Saddiqui, S., & van Haeringen, K. (2019). Contract cheating: A survey of Australian university students. *Studies in Higher Education*, 44(11), 1837–1856. <https://doi.org/10.1080/03075079.2018.1462420>
- CEPAL. (2022). Universalizar el acceso a las tecnologías digitales para enfrentar los efectos del COVID-19. Comisión Económica para América Latina y el Caribe. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/45789>
- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, 43. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8>
- Comas-Forgas, R., Sureda-Negre, J., & Mut-Amengual, B. (2021). Academic plagiarism prevalence, reasons, and solutions: An empirical study at a Spanish university. *Cultura y Educación*, 33(2), 443–477. <https://doi.org/10.1080/11356405.2021.1910698>
- Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2024). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(2), 228–239. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148>
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE.
- Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2018). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE.
- Dabbagh, N., & Kitsantas, A. (2012). Personal learning environments, social media, and self-regulated learning: A natural formula for connecting formal and informal learning. *The Internet and Higher Education*, 15(1), 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2011.06.002>
- Dee, T. S., & Jacob, B. A. (2012). Rational ignorance in education: A field experiment in student plagiarism. *Journal of Human Resources*, 47(2), 397–434. <https://doi.org/10.3368/jhr.47.2.397>

- Dempere, J., Modugu, K., Hesham, A., & Ramasamy, L. K. (2023). The impact of ChatGPT on higher education. *Frontiers in Education*, 8, 1206936. <https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1206936>
- Firat, M. (2023). What ChatGPT means for universities: Perceptions of scholars and students. *Journal of Applied Learning & Teaching*, 6(1), 57–63. <https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.35>
- Guerrero-Dib, J. G., Portales, L., & Heredia-Escorza, Y. (2020). Impact of academic integrity on workplace ethical behaviour. *International Journal for Educational Integrity*, 16(1), 2. <https://doi.org/10.1007/s40979-020-0051-3>
- Guetterman, T. C., Fetters, M. D., & Creswell, J. W. (2015). Integrating quantitative and qualitative results in health science mixed methods research through joint displays. *The Annals of Family Medicine*, 13(6), 554–561. <https://doi.org/10.1370/afm.1865>
- Hair, J. F., Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). SAGE.
- Hernández-Sampieri, R., Fernández-Collado, C., & Baptista-Lucio, P. (2018). *Metodología de la investigación* (6ta ed.). McGraw-Hill.
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I., & Koedinger, K. R. (2022). Ethics of AI in education: Towards a community-wide framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(4), 504–526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
- Ives, B., & Gee, E. (2019). Academic dishonesty and its relation to student practices and beliefs: The role of articulated expectations. *Journal of Academic Ethics*, 17(1), 77–93. <https://doi.org/10.1007/s10805-018-9313-3>
- Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., ... Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Lancaster, T., & Clarke, R. (2016). Contract cheating: The outsourcing of assessed student work. In T. Bretag (Ed.), *Handbook of academic integrity* (pp. 639–654). Springer.
- Lim, W. M., Gunasekara, A., Pallant, J. L., Pallant, J. I., & Pechenkina, E. (2023). Generative AI and the future of education: Ragnarök or reformation? A paradoxical perspective

- from management educators. *The International Journal of Management Education*, 21(2), 100790. <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100790>
- Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. *CHI '20: Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson.
- Macfarlane, B., Zhang, J., & Pun, A. (2014). Academic integrity: A review of the literature. *Studies in Higher Education*, 39(2), 339–358. <https://doi.org/10.1080/03075079.2012.709495>
- Marinoni, G., Van't Land, H., & Jensen, T. (2020). The impact of COVID-19 on higher education around the world. *International Association of Universities*.
- McCabe, D. L., Butterfield, K. D., & Treviño, L. K. (2012). *Cheating in college: Why students do it and what educators can do about it*. Johns Hopkins University Press.
- McNeish, D. (2018). Thanks coefficient alpha, we'll take it from here. *Psychological Methods*, 23(3), 412–433. <https://doi.org/10.1037/met0000144>
- Newton, P. M., & Lang, C. (2016). Custom essay writers, freelancers, and other paid third parties. In T. Bretag (Ed.), *Handbook of academic integrity* (pp. 249–271). Springer.
- Perkins, M., Roe, J., Postma, D., McGaughran, J., & Hickerson, D. (2023). Detection of GPT-4 generated text in higher education: Combining human judgment and software to identify generative AI tool misuse. *Journal of Academic Ethics*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10805-023-09492-6>
- Pintrich, P. R. (2004). A conceptual framework for assessing motivation and self-regulated learning in college students. *Educational Psychology Review*, 16(4), 385–407. <https://doi.org/10.1007/s10648-004-0006-x>
- Pintrich, P. R., Smith, D. A. F., García, T., & McKeachie, W. J. (1991). *A manual for the use of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)*. University of Michigan.
- Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2022). *SmartPLS 4*. SmartPLS. <https://www.smartpls.com>
- Rudolph, J., Tan, S., & Tan, S. (2023). ChatGPT: Bullshit spewer or the end of traditional assessments in higher education? *Journal of Applied Learning and Teaching*, 6(1), 342–363. <https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.9>

- Selwyn, N. (2019). *Should robots replace teachers? AI and the future of education*. Polity Press.
- Stokel-Walker, C. (2022). AI bot ChatGPT writes smart essays: Should professors worry? *Nature*. <https://doi.org/10.1038/d41586-022-04397-7>
- Sun, Z., Xie, K., & Anderman, L. H. (2021). The role of self-regulated learning in students' success in flipped undergraduate math courses. *The Internet and Higher Education*, 44, 100720. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2019.100720>
- Tashakkori, A., & Teddlie, C. (2010). *SAGE handbook of mixed methods in social and behavioral research* (2nd ed.). SAGE.
- Tlili, A., Shehata, B., Adarkwah, M. A., Bozkurt, A., Hickey, D. T., Huang, R., & Agyemang, B. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education. *Smart Learning Environments*, 10, 15. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00237-x>
- UNESCO. (2021a). *Recommendation on the ethics of artificial intelligence*. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137>
- UNESCO. (2021b). *AI and education: Guidance for policy-makers*. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000376709>
- Warschauer, M., & Tate, T. (2020). AI literacy and digital equity in education. In M. Khosrow-Pour (Ed.), *Encyclopedia of information science and technology* (5th ed., pp. 1–12). IGI Global.
- Wilson, F. R., Pan, W., & Schumsky, D. A. (2012). Recalculation of the critical values for Lawshe's content validity ratio. *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*, 45(3), 197–210. <https://doi.org/10.1177/0748175612440286>
- Wolters, C. A. (2003). Regulation of motivation: Evaluating an underemphasized aspect of self-regulated learning. *Educational Psychologist*, 38(4), 189–205. [https://doi.org/10.1207/S15326985EP3804\\_1](https://doi.org/10.1207/S15326985EP3804_1)
- World Medical Association. (2013). *World Medical Association declaration of Helsinki: Ethical principles for medical research involving human subjects*. *JAMA*, 310(20), 2191–2194. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Zimmerman, B. J. (2000). Attaining self-regulation: A social cognitive perspective. In M. Boekaerts, P. R. Pintrich, & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of self-regulation* (pp. 13–39). Academic Press.

Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64–70. [https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102\\_2](https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2)



Ibero Ciencias - Revista Científica y Académica  
ISSN: 3072-7197 DOI: 10.63371



### CONSTANCIA DE PUBLICACIÓN

Por medio de la presente, la revista **Ibero Ciencias - Revista Científica y Académica**, publicación arbitrada y de acceso abierto, con ISSN en línea: 3072-7197, co-editada con el apoyo institucional de la **Red de Investigadores Latinoamericanos (REDILAT)**, e indexada en Latindex Directorio, Crossref, Google Scholar, SJL, ResearchBib y otras bases de datos académicas de reconocimiento internacional, certifica que se ha publicado la siguiente investigación:

**Título del artículo:** Ética e Integridad Académica en la Educación Virtual: Retos y Estrategias Ante el uso de Inteligencia Artificial Generativa en la Educación Superior.

**Autor(es):** Mario Fernández Solís, Erika Jadira Romero Cardenas

**Área temática:** Ciencias Sociales

- **DOI del artículo:** <https://doi.org/10.63371/ic.v5.n2.a048>
- **Fecha de publicación:** 14 de abril 2026

El artículo ha sido evaluado por pares mediante el sistema doble ciego y cuenta con un identificador digital (DOI), lo que garantiza su disponibilidad, citabilidad y preservación conforme a estándares internacionales de publicación científica.

Se expide la presente constancia a los 15 días del mes de abril del 2026 para los fines académicos, institucionales y profesionales que los autores consideren pertinentes.

Ricardo Montoya Fernández  
Editor  
**Ibero Ciencias**  
Revista Científica y Académica



**UNEMI**  
UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

*¡Evolución académica!*