

Impacto del uso de inteligencia artificial generativa en el rendimiento académico de estudiantes universitarios de primer año: un estudio cuasi-experimental en Ecuador.

Impact of Generative Artificial Intelligence Use on Academic Performance of First-Year University Students: A Quasi-Experimental Study in Ecuador

Msc. Mayra Cecilia Jumbo Gaona
alexver.uecdm@gmail.com
Unidad Educativa Ciudad de Caracas - Ecuador

Cita APA 7th edición:

Jumbo, M. (2026). Impacto del uso de inteligencia artificial generativa en el rendimiento académico de estudiantes universitarios de primer año: un estudio cuasi-experimental en Ecuador. *Latinova*, 1(4), 1–10.

Recibido: 5 mayo, 2026 | Aceptado: 1 junio, 2026

Resumen

La irrupción de la inteligencia artificial generativa (IAG) en los entornos de educación superior ha planteado interrogantes fundamentales sobre su efecto diferencial en el desempeño académico estudiantil. El presente estudio cuasi-experimental analizó el impacto del uso sistemático de herramientas de IAG — específicamente ChatGPT-4 y Microsoft Copilot— sobre el rendimiento académico y la autorregulación del aprendizaje en 160 estudiantes universitarios de primer año de la Universidad Central del Ecuador, distribuidos en un grupo experimental ($n=80$) y un grupo control ($n=80$). La intervención tuvo una duración de catorce semanas durante el período académico 2024-I. Los resultados evidenciaron diferencias estadísticamente significativas entre los grupos ($t=5.43$; $p<.001$), con una ganancia media de 2.45 puntos para el grupo experimental frente a 0.74 del grupo control, y un tamaño del efecto grande (d de Cohen= 0.88). Asimismo, se registró una correlación positiva y significativa entre la frecuencia de uso de IAG y la autorregulación del aprendizaje ($r=0.61$; $p<.001$). Los hallazgos sugieren que el uso pedagógicamente mediado de la IAG potencia el rendimiento académico, especialmente en estudiantes de carreras de ciencias sociales, aunque se advierten riesgos de dependencia tecnológica. Se concluye que las instituciones de educación superior deben desarrollar marcos pedagógicos específicos para integrar éticamente estas herramientas.

Palabras clave: inteligencia artificial generativa, rendimiento académico, educación superior, autorregulación del aprendizaje, ChatGPT, Ecuador.

Abstract

The emergence of generative artificial intelligence (GAI) in higher education settings has raised fundamental questions about its differential effect on student academic performance. This quasi-experimental study analyzed the impact of systematic use of GAI tools—specifically ChatGPT-4 and Microsoft Copilot—on academic achievement and self-regulated learning among 160 first-year university students at Universidad Central del Ecuador, distributed in an experimental group ($n=80$) and a control group ($n=80$). The intervention lasted fourteen weeks during the 2024-I academic period. Results revealed

statistically significant differences between groups ($t=5.43$; $p<.001$), with a mean gain of 2.45 points for the experimental group versus 0.74 for the control group, and a large effect size (Cohen's $d=0.88$). A significant positive correlation between GAI use frequency and self-regulated learning was also identified ($r=0.61$; $p<.001$). Findings suggest that pedagogically mediated GAI use enhances academic performance, particularly among social science students, although risks of technological dependency are noted. It is concluded that higher education institutions must develop specific pedagogical frameworks to integrate these tools ethically.

Keywords: generative artificial intelligence, academic performance, higher education, self-regulated learning, ChatGPT, Ecuador.

1. Introducción

La consolidación de la inteligencia artificial generativa (IAG) como tecnología de propósito general ha redefinido los contornos epistemológicos y prácticos de la educación superior en el contexto latinoamericano. En el Ecuador, donde la expansión del acceso universitario ha convivido históricamente con brechas significativas en calidad académica y equipamiento tecnológico, la irrupción de herramientas como ChatGPT, Microsoft Copilot y Google Gemini ha generado un debate simultáneamente urgente y estructuralmente complejo: ¿bajo qué condiciones el uso de IAG constituye un habilitador del aprendizaje profundo, y bajo cuáles consolida patrones de dependencia cognitiva que erosionan la formación crítica?

La relevancia de esta pregunta se intensifica cuando el análisis se focaliza en estudiantes de primer año universitario. Esta cohorte enfrenta, de manera simultánea, la transición desde la educación secundaria, la apropiación de estrategias de estudio autónomo y la navegación de entornos académicos marcadamente más exigentes y heterogéneos. En este escenario de alta vulnerabilidad adaptativa, la disponibilidad de herramientas de IAG capaces de generar explicaciones, sintetizar contenidos y retroalimentar producciones textuales puede operar tanto como andamiaje cognitivo transformador como —en su versión no mediada pedagógicamente— como atajo que sustituye el procesamiento profundo de la información (Farrokhnia et al., 2023; Michel-Villarreal et al., 2023).

La literatura internacional acumula evidencia sobre los efectos positivos de la IA en el rendimiento académico mediante la personalización del aprendizaje, la retroalimentación inmediata y la optimización de estrategias de estudio (Kavitha et al., 2024). Sin embargo, la mayoría de estos estudios se sitúan en contextos del norte global, con infraestructuras tecnológicas y marcos regulatorios cualitativamente distintos a los de América Latina. Los escasos estudios desarrollados en Ecuador documentan que el 73.02% de los estudiantes universitarios utiliza regularmente herramientas de IA —siendo ChatGPT la más frecuente—, pero sin que dicho uso esté articulado a marcos pedagógicos institucionales (Hernández Castro y Pazmiño Campuzano, 2025). Esta ausencia de mediación estructurada constituye el problema central que motiva la presente investigación.

El objetivo general del estudio fue determinar el impacto del uso pedagógicamente mediado de herramientas de IAG sobre el rendimiento académico y la autorregulación del aprendizaje en estudiantes universitarios de primer año de la Universidad Central del Ecuador. Los objetivos específicos incluyeron: (a) comparar las ganancias en rendimiento académico entre el grupo experimental y el grupo control tras una intervención de catorce semanas; (b) establecer la relación entre la frecuencia de uso de IAG y los

niveles de autorregulación del aprendizaje; y (c) analizar diferencias en los efectos observados en función de la carrera de procedencia y el nivel socioeconómico de los participantes.

La hipótesis central que orienta el estudio postula que los estudiantes que participan en una intervención pedagógicamente mediada con herramientas de IAG obtendrán rendimientos académicos significativamente superiores y reportarán mayores niveles de autorregulación del aprendizaje, en comparación con sus pares en condiciones de instrucción convencional. Esta hipótesis se ancla en el marco teórico de la Zona de Desarrollo Próximo (Vygotsky, 1978) y en la Teoría de la Autodeterminación (Deci y Ryan, 2000), desde las cuales se sostiene que herramientas que ofrecen retroalimentación contingente y adaptada al ritmo del aprendiz pueden actuar como andamiajes que potencian tanto la competencia percibida como la motivación intrínseca del estudiante.

2. Revisión de Literatura

2.1. Inteligencia artificial generativa en la educación superior

La inteligencia artificial generativa —definida como aquella disciplina científica que configura máquinas para resolver problemas mediante la anticipación de patrones del entorno y la adaptación continua a ellos (Hernández Castro y Pazmiño Campuzano, 2025)— ha irrumpido en la educación superior con una velocidad sin precedentes históricos. En el lapso de apenas dos años, la adopción de modelos de lenguaje de gran escala como ChatGPT ha transitado de la novedad experimental a la integración cotidiana en los flujos de trabajo académico estudiantil, planteando desafíos de gobernanza que las instituciones apenas comienzan a tematizar (Cordero et al., 2024; Rudolph et al., 2024).

Desde la perspectiva del potencial transformador, la investigación reciente documenta que la IAG potencia el rendimiento académico a través de tres mecanismos primarios: la personalización del aprendizaje —al adaptar contenidos, ritmos y niveles de dificultad a las necesidades del individuo—; la provisión de retroalimentación inmediata y específica —a diferencia de los ciclos de retroalimentación propios de la instrucción convencional, que suelen tener latencias de días o semanas—; y la optimización de estrategias de estudio —al ofrecer síntesis, analogías y reformulaciones conceptuales a demanda (Kavitha et al., 2024; Awidi, 2024). La revisión sistemática y bibliométrica de 178 estudios extraídos de Scopus realizada por Edutec (2025) confirma que estos mecanismos operan de manera robusta en contextos universitarios de diversas disciplinas.

No obstante, la literatura también registra un conjunto de riesgos que requieren atención analítica. Farrokhnia et al. (2023) identifican la dependencia cognitiva —entendida como la sustitución del procesamiento profundo de la información por la delegación en el sistema de IA— como el riesgo más sistémico. Granda y Pacheco (2023) documentan preocupaciones sobre ética académica e integridad investigativa en el contexto ecuatoriano, evidenciando que la ausencia de marcos institucionales claros amplifica la probabilidad de usos que comprometan la formación crítica. Michel-Villarreal et al. (2023) sintetizan los desafíos como una tensión estructural entre el potencial de personalización de la IAG y los imperativos formativos que exigen del estudiante la construcción autónoma del conocimiento.

2.2. Autorregulación del aprendizaje y tecnología

La autorregulación del aprendizaje —definida como la capacidad del estudiante para planificar, monitorear y ajustar sus procesos cognitivos, motivacionales y conductuales en función de metas de

aprendizaje— ocupa un lugar central en la psicología educativa contemporánea. La Teoría de la Autodeterminación de Deci y Ryan (2000) postula que la motivación intrínseca, el aprendizaje autorregulado y el bienestar psicológico son mutuamente constitutivos, y que las condiciones ambientales que satisfacen las necesidades de autonomía, competencia y relación potencian los tres. En este marco, herramientas tecnológicas que ofrecen retroalimentación contingente y no evaluativa pueden operar como catalizadores de la competencia percibida, incrementando la motivación intrínseca y, en consecuencia, los comportamientos autorregulativos.

La intersección entre autorregulación del aprendizaje e IAG es, sin embargo, un territorio investigativo aún en construcción. Azizah et al. (2024) documentan que el uso de algoritmos de aprendizaje automático para predecir el riesgo de abandono en etapas tempranas de cursos híbridos mejora los indicadores de autorregulación al proporcionar señales de alerta que el estudiante puede utilizar para ajustar sus estrategias. Sun et al. (2023) argumentan que la calidad de la retroalimentación generada por IAG —en términos de especificidad, oportunidad y relevancia contextual— determina su capacidad para fortalecer o debilitar los procesos autorregulativos. Esta distinción entre retroalimentación genérica y retroalimentación pedagógicamente calibrada resulta determinante para el diseño de intervenciones educativas basadas en IAG.

2.3. Estudios en América Latina y Ecuador

El panorama investigativo latinoamericano sobre IAG y rendimiento académico presenta un desarrollo más incipiente que el del norte global, aunque con una aceleración significativa desde 2023. En el Ecuador, García Caicedo et al. (2024) documentan el uso de herramientas de IA para la personalización del aprendizaje en educación superior, identificando como obstáculos principales las brechas en infraestructura tecnológica y la formación docente insuficiente. Suntaxi Concha (2024) evidencia que la adopción de IA en bachillerato ecuatoriano presenta efectos positivos sobre el rendimiento, aunque simultáneamente genera riesgos de dependencia y pérdida de pensamiento crítico. En Perú, una investigación con 118 estudiantes del Instituto Superior Tecnológico de Arequipa reportó correlaciones de Spearman de alta magnitud entre el uso de IAG y el rendimiento académico ($\rho=0.917$, $p<.001$), confirmando la relevancia del fenómeno en el contexto andino (repositorio UCT, 2025).

La revisión de la literatura permite identificar tres vacíos investigativos que fundamentan la relevancia del presente estudio: (a) la escasez de diseños cuasi-experimentales con grupos de control en el contexto ecuatoriano, que impide establecer relaciones causales robustas; (b) la ausencia de análisis desagregados por carrera y nivel socioeconómico, que obstaculiza la comprensión de los efectos diferenciales de la IAG; y (c) la limitada atención a la autorregulación del aprendizaje como variable mediadora del efecto de la IAG sobre el rendimiento, aspecto teóricamente central pero empíricamente subexplorado en América Latina.

3. Metodología

3.1. Diseño de investigación

El presente estudio adoptó un diseño cuasi-experimental con preprueba y postprueba y grupo de control no equivalente. Este diseño resulta apropiado cuando la asignación aleatoria de los participantes a los grupos no es factible —como ocurre en entornos universitarios donde la matriculación en secciones de

Vol. 1. N°4. LATINOVA, 1-10

curso está determinada por criterios administrativos— pero se requiere generar inferencias sobre efectos causales con el mayor grado de certeza posible (Shadish et al., 2002). La equivalencia inicial entre los grupos fue verificada mediante la comparación de las puntuaciones de la preprueba y de indicadores sociodemográficos relevantes, no encontrándose diferencias estadísticamente significativas ($p > .05$) en ninguna de las variables de control.

3.2. Participantes

La muestra estuvo conformada por 160 estudiantes universitarios de primer año de la Universidad Central del Ecuador, distribuidos en cuatro secciones de los cursos de Fundamentos de Investigación Científica y Comunicación Académica, pertenecientes a las Facultades de Ciencias Sociales y Humanidades ($n=80$) y de Ciencias Administrativas ($n=80$). Los criterios de inclusión establecieron: (a) estar matriculado en primer año universitario durante el período académico 2024-I; (b) no haber cursado previamente estudios universitarios formales; y (c) contar con acceso a dispositivos con conexión a Internet fuera del horario de clases. Se excluyeron participantes que registraron una asistencia inferior al 80% de las sesiones de intervención ($n=6$), quedando una muestra final de 154 participantes para los análisis principales.

En cuanto a la composición sociodemográfica, el 53.2% de los participantes fue de sexo femenino y el 46.8% masculino, con una edad media de 18.4 años ($DE=1.2$). El 62.3% reportó un nivel socioeconómico medio o medio-bajo según la clasificación del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), y el 34.7% provenía de cantones distintos a Quito.

3.3. Procedimiento de intervención

La intervención tuvo una duración de catorce semanas durante el período académico 2024-I (marzo-julio de 2024). El grupo experimental recibió formación específica en el uso de herramientas de IAG —ChatGPT-4 y Microsoft Copilot— durante las primeras dos semanas, a través de sesiones de dos horas cada una orientadas a desarrollar competencias de prompting efectivo, verificación crítica de respuestas generadas y referenciación de fuentes. A partir de la tercera semana, los estudiantes del grupo experimental integraron el uso de IAG como andamiaje en la realización de las actividades académicas regulares de sus cursos, bajo la supervisión de los docentes investigadores. El grupo control siguió el proceso de instrucción convencional de los mismos cursos, sin acceso a herramientas de IAG para las actividades académicas evaluadas.

3.4. Instrumentos

Se emplearon tres instrumentos de recolección de datos. En primer lugar, las pruebas de rendimiento académico —una preprueba y una postprueba de contenidos disciplinares equivalentes en estructura y dificultad, validadas por tres docentes expertos de la institución mediante criterio de juicio (V de Aiken=0.89)—, cada una con una escala de 0 a 20 puntos, alineada al sistema de calificación de la Universidad Central del Ecuador. En segundo lugar, la Escala de Autorregulación del Aprendizaje adaptada al contexto universitario ecuatoriano, compuesta por 24 ítems en escala Likert de 5 puntos (1=Nunca; 5=Siempre), con subescalas de planificación, monitoreo y autoevaluación (α de Cronbach=0.87). En tercer lugar, un registro de uso de herramientas de IAG —frecuencia semanal, tipo de herramienta, propósito y duración— cumplimentado quincenalmente por los participantes del grupo experimental.

3.5. Análisis de datos

Los datos fueron procesados con el software estadístico SPSS versión 29. Para la comparación de rendimiento entre grupos se empleó la prueba t de Student para muestras independientes, previa verificación de los supuestos de normalidad (prueba de Shapiro-Wilk) y homocedasticidad (prueba de Levene). El tamaño del efecto se estimó mediante la d de Cohen. Para explorar la relación entre frecuencia de uso de IAG y autorregulación del aprendizaje se calculó el coeficiente de correlación de Pearson. Los análisis de moderación por carrera y nivel socioeconómico se realizaron mediante ANCOVA, controlando por las puntuaciones de la preprueba.

4. Resultados

4.1. Comparación del rendimiento académico entre grupos

La Tabla 1 resume los estadísticos descriptivos e inferenciales correspondientes a las variables principales del estudio. Los resultados de la prueba t evidencian diferencias estadísticamente significativas en las puntuaciones postest entre el grupo experimental (M=15.87; DE=1.94) y el grupo control (M=14.12; DE=2.03), $t(152)=5.43$, $p<.001$, con un tamaño del efecto grande (d de Cohen=0.88). Estas diferencias no estaban presentes en la preprueba ($t(152)=0.09$, $p=.928$), confirmando la equivalencia inicial entre los grupos.

Tabla 1. Estadísticos comparativos entre grupo experimental y grupo control

Variable	Grupo Experimental (n=80)	Grupo Control (n=80)	Diferencia
Rendimiento previo (Media)	13.42 (DE=2.11)	13.38 (DE=2.08)	ns
Rendimiento posterior (Media)	15.87 (DE=1.94)	14.12 (DE=2.03)	$p<.001$
Ganancia media	2.45 puntos	0.74 puntos	Cohen d=0.88
Uso de IA (horas/semana)	4.3 (DE=1.2)	0 (control)	—
Autorregulación (escala 1-5)	3.91 (DE=0.67)	3.22 (DE=0.71)	$p<.001$

Nota: ns = no significativo; DE = desviación estándar; $p<.001$ en todas las diferencias posttest reportadas.

4.2. Relación entre uso de IAG y autorregulación

Se identificó una correlación positiva y estadísticamente significativa entre la frecuencia semanal de uso de herramientas de IAG y las puntuaciones en la escala de autorregulación del aprendizaje ($r=0.61$; $p<.001$). Esta relación fue especialmente pronunciada en la subescala de planificación del estudio ($r=0.67$; $p<.001$) y en la de autoevaluación ($r=0.58$; $p<.001$), mientras que resultó más moderada para la subescala de monitoreo ($r=0.44$; $p<.001$). El análisis de regresión lineal simple indicó que la frecuencia de uso de IAG explicó el 37.2% de la varianza en los puntajes de autorregulación ($R^2=0.372$; $F(1,78)=46.21$; $p<.001$), controlando por las puntuaciones iniciales de autorregulación.

4.3. Efectos moderadores de carrera y nivel socioeconómico

Vol. 1. N°4. LATINOVA, 1-10

El análisis de covarianza reveló que la carrera de procedencia moderó significativamente el efecto de la intervención ($F(1,150)=7.34$; $p=.007$; $\eta^2_{\text{parcial}}=0.047$). Los estudiantes de Ciencias Sociales y Humanidades exhibieron una ganancia media de 2.91 puntos, superior a la de los estudiantes de Ciencias Administrativas (ganancia media=1.98 puntos), diferencia que podría relacionarse con el mayor volumen de producción textual y síntesis conceptual inherente a las tareas académicas de las primeras carreras. El nivel socioeconómico no mostró un efecto moderador estadísticamente significativo ($F(1,150)=2.18$; $p=.142$), aunque los estudiantes de nivel socioeconómico medio-bajo reportaron mayores dificultades de acceso a herramientas premium de IAG, lo que podría haber atenuado los efectos en este subgrupo.

5. Discusión

Los hallazgos del presente estudio aportan evidencia empírica robusta sobre el efecto positivo del uso pedagógicamente mediado de herramientas de IAG en el rendimiento académico de estudiantes universitarios de primer año en Ecuador, confirmando la hipótesis central planteada. El tamaño del efecto observado ($d=0.88$) ubica esta intervención en el rango de efectos grandes según los criterios de Cohen (1988), lo que resulta especialmente relevante si se considera que la intervención se desarrolló en condiciones naturales de aula universitaria, sin condiciones experimentales controladas de laboratorio.

Estos resultados son convergentes con los de Kavitha et al. (2024), quienes documentan mejoras en rendimiento académico atribuibles a la personalización del aprendizaje facilitada por IA, y con los hallazgos de la revisión sistemática de Edutec (2025), que identifica la retroalimentación inmediata como el mecanismo de mayor magnitud de efecto. La mediación pedagógica del uso de IAG —introducida en las primeras dos semanas de la intervención— parece haber sido un elemento decisivo para que el potencial de estas herramientas se tradujera en ganancias de aprendizaje genuinas, en lugar de en comportamientos de evasión de la tarea (Farrokhnia et al., 2023).

La correlación positiva entre frecuencia de uso de IAG y autorregulación del aprendizaje ($r=0.61$) contribuye al debate teórico sobre la relación entre tecnología y metacognición. Desde la Teoría de la Autodeterminación (Deci y Ryan, 2000), este hallazgo puede interpretarse como evidencia de que la retroalimentación contingente provista por la IAG satisface la necesidad de competencia del estudiante, incrementando su motivación intrínseca y, en consecuencia, sus comportamientos autorregulativos. Esta interpretación es consistente con Sun et al. (2023), quienes argumentan que la calidad y oportunidad de la retroalimentación de la IAG determina su capacidad para fortalecer los procesos metacognitivos.

No obstante, los resultados deben interpretarse con cautela. La diferencia en el efecto moderador de la carrera de procedencia sugiere que los beneficios de la IAG no son uniformes y pueden estar mediados por el tipo de tareas académicas dominantes en cada disciplina. Los riesgos de dependencia cognitiva identificados por Granda y Pacheco (2023) y Suntaxi Concha (2024) permanecen como preocupaciones empíricamente fundamentadas que el presente diseño cuasi-experimental no pudo abordar directamente, dado el horizonte temporal limitado de catorce semanas..

6. Conclusiones

El presente estudio aporta evidencia cuasi-experimental sobre el impacto positivo del uso pedagógicamente mediado de herramientas de inteligencia artificial generativa en el rendimiento

Vol. 1. N°4. LATINOVA, 1-10

académico y la autorregulación del aprendizaje de estudiantes universitarios de primer año en Ecuador. Los hallazgos principales permiten derivar tres conclusiones centrales.

En primer lugar, la intervención basada en IAG generó ganancias de rendimiento significativamente superiores al grupo control, con un tamaño del efecto grande que señala la relevancia práctica —y no sólo estadística— del fenómeno. En segundo lugar, el uso frecuente y pedagógicamente encuadrado de IAG se asocia positivamente con la autorregulación del aprendizaje, especialmente en las dimensiones de planificación y autoevaluación. En tercer lugar, los efectos no son uniformes: la carrera de procedencia modera los beneficios, con mayor impacto en disciplinas de alta demanda textual y conceptual.

Desde una perspectiva aplicada, se recomienda que las instituciones de educación superior ecuatorianas desarrollen marcos pedagógicos institucionales específicos para la integración ética de herramientas de IAG, que incluyan formación docente en prompting pedagógico, protocolos de uso responsable para estudiantes y sistemas de monitoreo del uso. La ausencia de estos marcos —documentada en la literatura ecuatoriana reciente— constituye el principal factor de riesgo para que la adopción masiva de IAG derive en dependencia cognitiva antes que en potenciación del aprendizaje.

7. Limitaciones e Investigaciones Futuras

El presente estudio presenta limitaciones que deben ser reconocidas para contextualizar adecuadamente sus hallazgos. El diseño cuasi-experimental, si bien robusto, no permite establecer relaciones causales con el mismo grado de certeza que un experimento aleatorizado. La muestra, restringida a dos facultades de una sola universidad pública de Quito, limita la generalización de los resultados a otros contextos institucionales, disciplinares y regionales del Ecuador. El horizonte temporal de catorce semanas impide pronunciarse sobre la sostenibilidad de los efectos observados a largo plazo ni sobre la trayectoria de la dependencia tecnológica.

Las investigaciones futuras deberán abordar: (a) estudios longitudinales de al menos dos años académicos que permitan evaluar la sostenibilidad de las ganancias y el desarrollo de competencias de uso crítico de IAG; (b) investigaciones con diseños experimentales aleatorizados que fortalezcan la inferencia causal; (c) análisis cualitativos que exploren los mecanismos cognitivos y motivacionales que median el efecto de la IAG; y (d) estudios comparativos entre universidades públicas y privadas, y entre contextos urbanos y rurales, para caracterizar los efectos diferenciales de la brecha digital en la apropiación pedagógica de estas herramientas.

Referencias

- Awidi, I. T. (2024). Comparing expert tutor evaluation of reflective essays with marking by generative artificial intelligence (AI) tool. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100226. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100226>
- Azizah, Z., Ohyama, T., Zhao, X., Ohkawa, Y., & Mitsuishi, T. (2024). Predicting at-risk students in the early stage of a blended learning course via machine learning using limited data. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7, 100261. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100261>

Vol. 1. N°4. LATINOVA, 1-10

- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- Cordero, J., Torres-Zambrano, J., & Cordero-Castillo, A. (2024). Integration of generative artificial intelligence in higher education: Best practices. *Education Sciences*, 15(1), 32. <https://doi.org/10.3390/educsci15010032>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The "what" and "why" of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. *Psychological Inquiry*, 11(4), 227–268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_01
- Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., & Wals, A. (2023). A SWOT analysis of ChatGPT: Implications for educational practice and research. *Innovations in Education and Teaching International*, 60(5), 460–474. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2195846>
- García Caicedo, S. S., Reyes Vélez, N. P., Solórzano Zambrano, Á. A., Quiñonez Godoy, N. A., & Vega Macías, J. R. (2024). Análisis al uso de herramientas de inteligencia artificial para la personalización del aprendizaje en la educación superior. *Revista Científica Multidisciplinar Gnerando*, 5(1). <https://revista.gnerando.org>
- Granda, C., & Pacheco, E. (2023). Ética en el uso de la inteligencia artificial en educación. *Ética y Tecnología*, 7(2), 115–127.
- Hernández Castro, P. E., & Pazmiño Campuzano, M. F. (2025). La inteligencia artificial: Un recurso educativo para mejorar el rendimiento académico de los estudiantes universitarios. *Revista Científica Sinapsis*, 1(1), 1–18. <https://revistas.itsup.edu.ec/index.php/sinapsis/article/view/1155>
- Kavitha, K., Joshith, V. P., Rajeev, N. P., & Asha, S. (2024). Artificial intelligence in higher education: A comparative study. *European Journal of Educational Research*, 13(3), 1121–1137. <https://doi.org/10.12973/eu-jer.13.3.1121>
- Michel-Villarreal, R., Vilalta-Perdomo, E., & Salimi, S. (2023). Challenges and opportunities of generative AI in education. *Education Sciences*, 13(9), 856. <https://doi.org/10.3390/educsci13090856>
- Rudolph, J., Ismail, M. F. B. M., & Popenici, S. (2024). Higher education's generative artificial intelligence paradox: The meaning of chatbot mania. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 21(6). <https://doi.org/10.53761/1.21.6.20>
- Shadish, W. R., Cook, T. D., & Campbell, D. T. (2002). *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*. Houghton Mifflin.
- Sun, Z., Anbarasan, M., & Praveen Kumar, D. J. (2023). Detection of online learning behavior patterns using deep learning methods. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2023, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2023/5222279>
- Suntaxi Concha, C. (2024). *El impacto de la inteligencia artificial en el rendimiento académico de los estudiantes* [Tesis de grado, Universidad Central del Ecuador]. <https://www.dspace.uce.edu.ec/entities/publication/14487b1c>

Vol. 1. N°4. LATINOVA, 1-10

Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Harvard University Press.