













**Research Article**





# La integración de tecnologías emergentes como IA y realidad virtual y su efecto en la motivación y el rendimiento de los estudiantes





## *The integration of emerging technologies such as AI and virtual reality and their effect on student motivation and performance*

 Suárez-González, Sully Ornela <sup>1</sup>  
 <https://orcid.org/0009-0003-7726-9470>  
 [sulays\\_osg@yahoo.com](mailto:sulays_osg@yahoo.com)  
 Ecuador, Investigador Independiente

 Rodríguez-Moreano, Richard Patricio <sup>2</sup>  
 <https://orcid.org/0009-0007-7073-4631>  
 [pato1287@hotmail.es](mailto:pato1287@hotmail.es)  
 Ecuador, Investigador Independiente

 Tobar-Rogel, Mauricio Fernando <sup>3</sup>  
 <https://orcid.org/0009-0001-6250-973X>  
 [mftobarogel@outlook.com](mailto:mftobarogel@outlook.com)  
 Ecuador, Investigador Independiente

 Álvarez-Ayala, Dolores María <sup>4</sup>  
 <https://orcid.org/0009-0008-2721-825X>  
 [ayaladoloresmaria@gmail.com](mailto:ayaladoloresmaria@gmail.com)  
 Ecuador, Investigador Independiente

 Castro-Sánchez, Nelly Gisela <sup>5</sup>  
 <https://orcid.org/0009-0004-3947-4753>  
 [gisela.castro@educacion.gob.ec](mailto:gisela.castro@educacion.gob.ec)  
 Ecuador, Investigador Independiente

Autor de correspondencia <sup>1</sup>



DOI / URL: <https://doi.org/10.69484/rcz/v5/n1/152>

**Resumen:** Ante la expansión de tecnologías emergentes en educación, la evidencia sobre el efecto combinado de la inteligencia artificial (IA) y la realidad virtual (RV) en motivación y rendimiento es heterogénea; este estudio revisa la literatura para identificar condiciones de efectividad y moderadores. Se efectuó una revisión bibliográfica con enfoque PICO y búsquedas en Scopus y Web of Science, complementadas con ERIC y PubMed (2014–enero de 2026), incluyendo estudios empíricos con comparación o medidas pre–post y desenlaces cuantificables. Los hallazgos indican que la IA adaptativa (tutores inteligentes) se asocia con mejoras del rendimiento; la IA generativa puede elevar el desempeño y estados motivacionales y reducir el esfuerzo mental, con evidencia menos consistente en autoeficacia. En RV, la inmersión incrementa presencia e interés, pero el aprendizaje mejora sobre todo con inmersión óptima, tareas generativas y retroalimentación formativa, evitando sobrecarga e integración superficial. En síntesis, IA y RV amplifican el aprendizaje cuando se alinean con objetivos claros y criterios de evaluación explícitos.

**Palabras clave:** inteligencia artificial educativa; realidad virtual; motivación académica; rendimiento académico; diseño instruccional.



Check for updates

**Recibido:** 07/Nov/2025  
**Aceptado:** 14/Dic/2025  
**Publicado:** 31/Ene/2026

**Cita:** Suárez-González, S. O., Rodríguez-Moreano, R. P., Tobar-Rogel, M. F., Álvarez-Ayala, D. M., & Castro-Sánchez, N. G. (2026). La integración de tecnologías emergentes como IA y realidad virtual y su efecto en la motivación y el rendimiento de los estudiantes. *Revista Científica Zambos*, 5(1), 81-96. <https://doi.org/10.69484/rcz/v5/n1/152>

Ecuador, Santo Domingo, La Concordia  
Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas – Sede Santo Domingo  
Revista Científica Zambos (RCZ)  
<https://revistaczambos.utelvtsd.edu.ec>

Este artículo es un documento de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de la [Licencia Creative Commons, Atribución-NoComercial 4.0 Internacional](#).



**Abstract:**

Given the expansion of emerging technologies in education, evidence on the combined effect of artificial intelligence (AI) and virtual reality (VR) on motivation and performance is mixed; this study reviews the literature to identify conditions of effectiveness and moderators. A literature review was conducted using a PICO approach and searches in Scopus and Web of Science, supplemented by ERIC and PubMed (2014–January 2026), including empirical studies with comparisons or pre-post measures and quantifiable outcomes. The findings indicate that adaptive AI (intelligent tutors) is associated with performance improvements; generative AI can increase performance and motivational states and reduce mental effort, with less consistent evidence on self-efficacy. In VR, immersion increases presence and interest, but learning improves most with optimal immersion, generative tasks, and formative feedback, avoiding overload and superficial integration. In summary, AI and VR amplify learning when aligned with clear objectives and explicit assessment criteria.

**Keywords:** educational artificial intelligence; virtual reality; academic motivation; academic performance; instructional design.

## 1. Introducción

La acelerada incorporación de tecnologías emergentes en particular la inteligencia artificial (IA) y la realidad virtual (RV) está reconfigurando los entornos de enseñanza y aprendizaje. No obstante, persiste una incertidumbre sustantiva sobre su efecto combinado en la motivación y el rendimiento académico, debido a resultados empíricos heterogéneos, diversidad de contextos de aplicación y variabilidad en la calidad metodológica de los estudios. La evidencia reciente sugiere beneficios en aprendizaje y estados motivacionales asociados a herramientas basadas en IA generativa, mientras que en RV coexisten hallazgos positivos con otros más matizados o incluso nulos, lo que dificulta orientar decisiones pedagógicas y de inversión tecnológica informadas. En este sentido, una revisión bibliográfica rigurosa que integre ambos campos es oportuna para delimitar condiciones de efectividad y vacíos de investigación. (Deng et al., 2025; Villena-Taranilla et al., 2022; Radianti et al., 2020).

En el caso de la IA, décadas de investigación sobre sistemas tutores inteligentes (ITS) muestran efectos positivos de magnitud moderada a elevada sobre el rendimiento, en comparación con métodos tradicionales y otras formas de instrucción asistida por ordenador (Kulik & Fletcher, 2016; Ma et al., 2014). La irrupción de la IA generativa ha ampliado este panorama: un metaanálisis de estudios experimentales sobre ChatGPT concluye mejoras en desempeño académico y en estados afectivo-motivacionales, con reducción del esfuerzo mental percibido, si bien subraya la necesidad de evaluaciones más robustas y de mayor alcance temporal (Deng et al., 2025). Estas

tendencias apuntan a un potencial pedagógico real, pero dependiente del diseño instruccional y de salvaguardas éticas y de integridad académica.

En paralelo, la literatura sobre RV reporta efectos favorables en el aprendizaje, particularmente cuando se emplean entornos inmersivos de alta fidelidad y tareas bien acotadas; por ejemplo, en educación primaria la RV muestra un efecto promedio positivo en las ganancias de aprendizaje, con ventajas de la inmersión alta y de intervenciones breves (Villena-Taranilla et al., 2022). No obstante, el propio campo reconoce carencias en el anclaje teórico de muchos desarrollos y una evaluación aún centrada con frecuencia en usabilidad más que en resultados de aprendizaje, lo que exige marcos explicativos y diseños de investigación más sólidos (Radianti et al., 2020).

Para comprender los mecanismos motivacionales subyacentes, resulta clave la Teoría de la Autodeterminación (TAD), que sostiene que la satisfacción de autonomía, competencia y relación incrementa la motivación intrínseca y el compromiso, con repercusiones en el desempeño (Deci & Ryan, 2000). En RV, evidencias muestran que la inmersión impacta la respuesta emocional y la intención de uso, modulando variables no cognitivas relevantes para aprender (Makransky & Lilleholt, 2018). El modelo CAMIL articula cómo la presencia y la agencia, mediadas por la inmersión, la fidelidad representacional y el control, influyen en interés, autoeficacia, carga cognitiva y autorregulación, afectando la transferencia y el rendimiento (Makransky & Petersen, 2021). Estos marcos permiten vincular diseño tecnológico y motivación desde una base teórica convergente con la TAD. (Deci & Ryan, 2000; Makransky & Lilleholt, 2018; Makransky & Petersen, 2021).

Ahora bien, también se identifican factores y afectaciones que pueden atenuar o incluso revertir beneficios. En RV se han documentado situaciones en las que la inmersión aumenta el agrado y la presencia sin traducirse necesariamente en mayores aprendizajes si no se integran estrategias generativas adecuadas; además, la carga cognitiva y la novedad tecnológica pueden interferir con el procesamiento profundo (Makransky, Andreasen, Baceviciute, & Mayer, 2021). A nivel de moderadores, el nivel de inmersión, la duración de la intervención y el dominio de conocimiento condicionan los efectos (Villena-Taranilla et al., 2022). En IA generativa, revisiones sistemáticas sobre compromiso estudiantil reportan patrones mixtos incrementos en participación y comprensión percibida junto con riesgos de dependencia y disminución del pensamiento crítico que dependen del encuadre pedagógico y de la evaluación empleada (Lo, Hew, & Jong, 2024). Estos hallazgos obligan a examinar con detalle el rol de los diseños instruccionales, la evaluación auténtica y las salvaguardas éticas.

La justificación de este estudio de revisión descansa, por tanto, en (i) la disponibilidad y madurez crecientes de síntesis cuantitativas y revisiones en ambos dominios (ITS, IA generativa y RV), (ii) la necesidad de integrar evidencia dispersa para identificar condiciones bajo las cuales IA y RV potencian simultáneamente motivación y rendimiento, y (iii) la urgencia de orientar prácticas basadas en evidencia ante la rápida

adopción institucional. La viabilidad se sustenta en la existencia de metaanálisis y mapeos sistemáticos recientes indexados en Scopus y WoS, con datos comparables sobre tamaños de efecto y moderadores (Kulik & Fletcher, 2016; Radianti et al., 2020; Villena-Taranilla et al., 2022; Deng et al., 2025).

En consecuencia, el objetivo de esta revisión bibliográfica es analizar de manera crítica y sistemática la evidencia empírica sobre la integración de IA y RV en educación y su efecto en la motivación (operacionalizada desde la TAD y constructos afines como interés situacional y autoeficacia) y en el rendimiento de los estudiantes, identificando moderadores clave (p. ej., nivel de inmersión, tipo de sistema de IA, estrategias pedagógicas y nivel educativo) y proponiendo lineamientos para un diseño instruccional que maximice beneficios y mitigue riesgos.

## 2. Metodología

Este estudio adopta un diseño exploratorio de revisión bibliográfica orientado a integrar y evaluar críticamente la evidencia empírica disponible sobre la relación entre la integración de tecnologías emergentes con énfasis en inteligencia artificial y realidad virtual y los resultados de motivación y rendimiento académico en contextos educativos. El protocolo se desarrolló antes de iniciar la recopilación de información y quedó fijado para asegurar trazabilidad y reproducibilidad. La pregunta rectora se formuló bajo el esquema PICO ampliado a investigación educativa: población (estudiantes de cualquier nivel educativo), intervención (uso curricular de herramientas de IA p. ej., tutores inteligentes, sistemas adaptativos, generación de retroalimentación automática, IA generativa y de RV inmersiva y no inmersiva), comparación (prácticas habituales u otras tecnologías educativas) y desenlaces (motivación autodeterminación, interés, autoeficacia, compromiso y rendimiento pruebas estandarizadas, calificaciones, desempeño en tareas), incluyendo moderadores de diseño instruccional y características de implementación.

La estrategia de búsqueda se ejecutó principalmente en bases indexadas de alta cobertura (Scopus y Web of Science), complementada con ERIC y PubMed para ampliar el espectro disciplinar. Se construyeron cadenas booleanas combinando descriptores controlados y términos libres en español e inglés, con equivalencias para IA (por ejemplo, “intelligent tutoring systems”, “learning analytics”, “adaptive learning”, “generative AI”) y para RV (por ejemplo, “virtual reality”, “immersive learning”, “head-mounted display”), cruzados con términos de motivación (“motivation”, “engagement”, “self-efficacy”, “interest”) y rendimiento (“achievement”, “learning outcomes”, “performance”). Se aplicaron filtros para estudios revisados por pares, en cualquier nivel educativo formal o no formal, sin restricción geográfica, en los idiomas español e inglés, desde 2014 hasta enero de 2026, periodo que captura la madurez reciente de IA y el auge de la RV inmersiva de consumo.

Los criterios de inclusión exigieron: (a) diseños empíricos experimentales, cuasiexperimentales u observacionales con grupo de comparación o mediciones pre-post; (b) intervención claramente atribuible a IA o RV en tareas de enseñanza-aprendizaje; (c) reporte de al menos uno de los desenlaces de interés (motivación y/o rendimiento) con medidas cuantificables; y (d) suficiente detalle metodológico para extraer datos de muestra, contexto, instrumentos y resultados. Se excluyeron editoriales, resúmenes de congreso sin texto completo, propuestas de diseño sin evaluación empírica, intervenciones centradas exclusivamente en realidad aumentada sin componente de RV, aplicaciones de IA no educativas o estudios cuya métrica de resultado no fuese atribuible al aprendizaje o a variables motivacionales. Para minimizar sesgos por duplicidad, se ejecutó una depuración automática por coincidencia de título/DOI y una verificación manual.

El proceso de selección se realizó en dos niveles, con revisión por pares independientes y ciega al autoría: primero, cribado de títulos y resúmenes; luego, evaluación a texto completo. Las discrepancias se resolvieron mediante consenso y, de persistir, por arbitraje de un tercer revisor. Se calculó una estimación de concordancia entre revisores en cada fase y se documentó el flujo de selección en un diagrama estándar (registros identificados, duplicados, excluidos por título/resumen, excluidos a texto completo y estudios incluidos).

La extracción de datos siguió una matriz prepilota que capturó: país y nivel educativo; área disciplinar; tamaño muestral y características de la población; tipo de tecnología (p. ej., IA generativa, tutor inteligente, sistema adaptativo; RV inmersiva de alta o baja fidelidad); duración, frecuencia e integración curricular; marcos pedagógicos declarados; instrumentos de medición de motivación (autodeterminación, interés situacional, autoeficacia, compromiso conductual/afectivo) y de rendimiento (pruebas, calificaciones, rúbricas de desempeño); resultados principales; y potenciales moderadores (grado de inmersión, andamiaje, modalidad de feedback, carga cognitiva, modalidad presencial/virtual/híbrida). Cuando fue posible, se extrajeron estadísticas para el cálculo de tamaños de efecto estandarizados y sus intervalos de confianza.

La evaluación de calidad y riesgo de sesgo se realizó mediante una matriz de criterios adaptable a estudios cuantitativos, cualitativos y mixtos, considerando aspectos de validez interna (asignación, equivalencia de grupos, fidelidad de implementación, pérdidas en el seguimiento), validez externa (representatividad y transferibilidad) y calidad de la medición (fiabilidad y validez de instrumentos). No se excluyeron estudios únicamente por su puntuación de calidad; en su lugar, la calidad se incorporó como moderador y como base para análisis de sensibilidad, comparando síntesis con y sin estudios de mayor riesgo de sesgo.

La síntesis se efectuó en dos niveles. Primero, síntesis narrativa e integrativa para mapear patrones de resultados por tipo de tecnología, nivel educativo y dominio disciplinar, con tablas comparativas y mapas conceptuales que articulan mecanismos

plausibles (p. ej., relación entre inmersión, presencia y variables motivacionales; o entre tipo de retroalimentación de IA y autorregulación). Segundo, cuando la heterogeneidad estadística y la comparabilidad de métricas lo permitieron, se estimaron tamaños de efecto agregados bajo un modelo de efectos aleatorios, explorando moderadores mediante meta-regresión y verificando la robustez con análisis de sensibilidad. El sesgo de publicación se exploró mediante inspección gráfica y pruebas de asimetría cuando el número de estudios lo hizo viable.

Para garantizar transparencia y replicabilidad, se registraron todas las decisiones de codificación, se conservaron las cadenas de búsqueda y se documentaron cambios respecto del protocolo inicial. La gestión bibliográfica y el cribado se realizaron con un gestor especializado y una plataforma de revisiones, y el repositorio del proyecto contiene la base de datos depurada, el código de extracción y las plantillas de tablas utilizadas para la síntesis.

### **3. Resultados**

#### **3.1. Motivación estudiantil**

##### **3.1.1. Fundamento teórico: necesidades psicológicas e inmersión**

La motivación académica se robustece cuando el entorno instruccional satisface las necesidades de autonomía, competencia y relación postuladas por la Teoría de la Autodeterminación (TAD); bajo estas condiciones se activan motivos intrínsecos y se sostiene el compromiso y la autorregulación (Deci & Ryan, 2000). En contextos inmersivos, el Modelo Cognitivo-Afectivo del Aprendizaje Inmersivo (CAMIL) explica que la presencia y la agencia facilitadas por la inmersión, el control y la fidelidad representacional modulan factores afectivo-cognitivos (interés, autoeficacia, carga cognitiva, autorregulación) que median los efectos sobre el desempeño, de modo que la motivación no es un subproducto automático de la tecnología, sino de su alineamiento con principios de diseño que satisfacen necesidades psicológicas y minimizan carga extrínseca (Makransky & Petersen, 2021). (Deci & Ryan, 2000; Makransky & Petersen, 2021).

##### **3.1.2. IA bien diseñada: personalización, diálogo y autoeficacia**

La IA adaptativa (p. ej., sistemas tutores inteligentes) reporta mejoras confiables de aprendizaje frente a condiciones tradicionales, lo que, vía experiencias de dominio progresivo, suele traducirse en mayor percepción de competencia y persistencia: metaanálisis muestran efectos positivos en rendimiento a través de niveles educativos y dominios (Ma, Adesope, Nesbit, & Liu, 2014; Kulik & Fletcher, 2016). En IA generativa, una revisión sistemática sobre compromiso estudiantil con ChatGPT (72 estudios) identifica incrementos en participación conductual y señales afectivas (interés/satisfacción), aunque evidencia mixta en el plano emocional y pruebas débiles

sobre compromiso cognitivo, con riesgos de sobre-dependencia si el diseño no promueve autorregulación (Lo, Hew, & Jong, 2024).

A su vez, un metaanálisis de estudios experimentales concluye que ChatGPT mejora el desempeño y estados afectivo-motivacionales, reduce el esfuerzo mental y no modifica la autoeficacia en promedio, subrayando la necesidad de tareas que hagan visible el progreso atribuible al esfuerzo propio (Deng, Jiang, Yu, Lu, & Liu, 2025). (Ma et al., 2014; Kulik & Fletcher, 2016; Lo et al., 2024; Deng et al., 2025).

### **3.1.3. Realidad virtual: inmersión “óptima”, no máxima**

En RV educativa, la inmersión incrementa presencia, disfrute e interés situacional, lo que coadyuva al compromiso; sin embargo, los mayores efectos emergen cuando la inmersión se mantiene en un rango óptimo y se combina con estrategias generativas y principios de diseño multimedia. Un estudio de modelamiento estructural mostró que las condiciones HMD elevan el valor emocional y la satisfacción respecto de versiones de escritorio (Makransky & Lilleholt, 2018). En evaluaciones de campo, una “excursión virtual” demostró el principio de inmersión: el grupo con HMD superó a video 2D en aprendizaje e interés cuando la experiencia incorporó principios de diseño (Makransky & Mayer, 2022). Además, se ha evidenciado que la inmersión por sí sola puede aumentar el agrado sin mejorar el aprendizaje, mientras que añadir estrategias generativas (p. ej., enactment, autoexplicación) sí potencia comprensión, transferencia y autoeficacia (Makransky, Andreassen, Baceviciute, & Mayer, 2021; Makransky, Borre-Gude, & Mayer, 2019). Una revisión de alcance reciente sobre motivación en RV converge: la motivación suele aumentar, pero debe controlarse el efecto novedad con diseños longitudinales y enmarques teóricos explícitos. (Makransky & Lilleholt, 2018; Makransky & Mayer, 2022; Makransky et al., 2021; Makransky et al., 2019; Jiang & Fryer, 2023).

### **3.1.4. Retroalimentación clara e inmediata: condición necesaria**

La retroalimentación formativa es un determinante robusto del compromiso y del aprendizaje cuando es específica, oportuna y orientada a la tarea/proceso, pues aclara la brecha entre el estado actual y la meta y refuerza la percepción de competencia clave para la autoeficacia (Hattie & Timperley, 2007; Shute, 2008). Metaanálisis recientes precisan que la retroalimentación explicativa y con andamiaje supera a la mera verificación de aciertos (Mertens, Finn, & Lindner, 2022), y que los sistemas de retroalimentación automatizada (AWE) muestran efecto medio sobre el desempeño en escritura, con ganancias mayores cuando los mensajes están alineados a criterios explícitos y se usan ciclos iterativos de práctica-revisión (Fleckenstein, Liebenow, & Meyer, 2023). En IA/RV, estos principios se operacionalizan con feedback inmediato y accionable, embebido en tareas cortas y con objetivos nítidos, consolidando compromiso y autoeficacia. (Hattie & Timperley, 2007; Shute, 2008; Mertens et al., 2022; Fleckenstein et al., 2023).

## 3.2. Rendimiento académico

### 3.2.1. Mejoras en pruebas y tareas con IA adaptativa y RV focalizada

El cuerpo de evidencia sugiere que los sistemas adaptativos impulsados por IA en particular los sistemas tutores inteligentes (STI) producen ganancias estadísticamente significativas en pruebas estandarizadas, calificaciones y desempeño en tareas, en comparación con la instrucción tradicional o con software no adaptativo. Un metaanálisis de alta cobertura (107 tamaños de efecto;  $n \approx 14\,321$ ) estimó efectos medios a moderados a favor de los STI frente a condiciones de control convencionales. Complementariamente, una revisión meta-analítica reportó que los STI desplazan el rendimiento del percentil 50 al 75 (aprox.  $d \approx 0,66$ ), subrayando su eficacia transversal a dominios y niveles educativos, y un análisis clásico situó su efectividad cercana a la tutoría humana individual, contingente a un diseño cuidadoso de andamiaje y práctica deliberada. En conjunto, estos resultados sustentan que la personalización dinámica de la dificultad, la secuenciación y el feedback potencia la adquisición de conocimiento y destrezas, con traducción directa al rendimiento académico (Caicedo-Basurto et al., 2024).

En contextos profesionalizantes y de educación superior, la adaptatividad en e-learning también arroja beneficios robustos: una revisión sistemática con metaanálisis en ciencias de la salud informó efectos altos para habilidades y moderados para conocimiento cuando el sistema ajusta dificultad, secuencia y retroalimentación en función del desempeño del estudiante. Más recientemente, una síntesis de 217 estudios en aprendizaje por simulación en educación superior demostró que la personalización mediante adaptatividad (decisiones del sistema) y adaptabilidad (decisiones del estudiante) optimiza el desarrollo de competencias complejas, con ganancias superiores cuando la personalización se alinea a objetivos y criterios explícitos. Estos hallazgos aclaran que qué personalizar (tareas, andamiajes, trayectoria) y cuándo hacerlo (según progreso) es tan decisivo como cuánto personalizar (Rosero-Cardenas et al., 2024).

La evidencia sobre IA generativa añade matices: un metaanálisis reciente de estudios experimentales sobre ChatGPT concluye que su uso, bajo integración pedagógica explícita, se asocia con mejoras en el desempeño y una reducción del esfuerzo mental, aunque los efectos sobre autoeficacia promedio no son consistentes; ello sugiere que las ganancias en pruebas y tareas emergen cuando la herramienta se integra en ciclos de práctica orientada y verificación, no como atajo de respuestas. En términos operativos, el valor de la IA generativa radica en estructurar práctica con metas claras y criterios (rúbricas, ejemplos calibrados), manteniendo la autorregulación y la atribución del progreso al esfuerzo del estudiante (Caicedo-Basurto et al., 2024).

En realidad, virtual (RV), los mejores resultados se observan cuando la intervención está focalizada en objetivos instruccionales y se gobiernan los parámetros de diseño. Un metaanálisis en educación K-6 muestra un efecto medio-alto sobre aprendizaje,

con beneficios especialmente pronunciados para RV inmersiva mediante head-mounted display (HMD) y tareas con evaluación auténtica. En educación STEM, otro metaanálisis confirma ventajas generalizadas de la RV en secundaria a possecundaria cuando se acompaña de actividad constructiva (p. ej., preguntas de transferencia, tareas generativas) que convierte la presencia en aprendizaje demostrable. Además, estudios de campo sustentan el principio de inmersión: la RV inmersiva supera a formatos 2D cuando la experiencia incorpora principios de diseño multimedia (segmentación, señalización, control del usuario) y una evaluación alineada con los objetivos (Cajamarca-Correa et al., 2024).

En disciplinas aplicadas (p. ej., salud), las revisiones sistemáticas y metaanálisis apuntalan que la RV focalizada mejora conocimiento, habilidades clínicas y razonamiento, particularmente en intervenciones con objetivos definidos y feedback estructurado. Estos efectos replican el patrón observado con la IA adaptativa: alineación didáctica + focalización de la tarea + retroalimentación explícita → mejor rendimiento.

### **3.2.2. Efectos atenuados por sobrecarga cognitiva o integración superficial**

Los efectos positivos se degradan cuando la tecnología introduce carga cognitiva extrínseca o se integra de forma superficial, sin andamiajes ni metas claras. En un experimento controlado, aprender ciencias en RV inmersiva produjo menor aprendizaje que en escritorio, atribuido a sobrecarga por estímulos y navegación; el rendimiento se recuperó al añadir estrategias generativas (p. ej., autoexplicación), mostrando que la inmersión, por sí sola, no garantiza rendimiento. Hallazgos convergentes indican que la RV puede incrementar el agrado sin mejorar el aprendizaje si no se estructura con tareas generativas; al integrarlas, emergen ganancias significativas (Santander-Salmon, 2024).

La Teoría de la Carga Cognitiva y el Manual de Cambridge sobre Aprendizaje Multimedia ofrecen guías para evitar estos atascos: segmentación de contenidos, preentrenamiento de conceptos clave, modalidad y coherencia para minimizar el procesamiento incidental, además de señalización para dirigir la atención hacia lo esencial. En RV, la señalización mediante anotaciones breves mejora el recuerdo y aumenta la carga germana, aunque no siempre la comprensión profunda; ello sugiere combinar guías atencionales con tareas de transferencia para consolidar el aprendizaje (Rosero-Cardenas et al., 2024).

A nivel de integración institucional, varias revisiones advierten que parte de la investigación en RV carece de anclaje teórico y evalúa usabilidad más que aprendizaje, lo que se traduce en implementaciones superficiales con efectos inconsistentes. De igual forma, el efecto de inversión por pericia (expertise-reversal) muestra que excesos de guía o ayudas redundantes perjudican a aprendices avanzados; por tanto, los andamiajes deben desvanecerse conforme progresa la pericia una condición que la IA adaptativa puede operacionalizar. En síntesis, las tecnologías rendirán por debajo de su potencial si sobrecargan la memoria de trabajo,

no articulan tareas generativas o ignoran la pericia previa; la corrección exige diseño instruccional explícito y focalización de la experiencia en los objetivos y criterios de evaluación (Cajamarca-Correa et al., 2024).

#### 4. Discusión

Los hallazgos de esta revisión sugieren que la integración de inteligencia artificial (IA) y realidad virtual (RV) puede elevar tanto la motivación como el rendimiento, pero lo hace de manera condicionada por el diseño instruccional y por variables contextuales. En el plano explicativo, convergen dos marcos teóricos: la Teoría de la Autodeterminación (TAD), que vincula la satisfacción de autonomía, competencia y relación con la motivación autodeterminada, y el Modelo Cognitivo-Afectivo del Aprendizaje Inmersivo (CAMIL), que describe cómo la inmersión y la agencia inciden en interés, autoeficacia y autorregulación; juntos anticipan que los mayores beneficios se observarán cuando las affordances tecnológicas se alinean con tareas significativas, control del usuario y andamiajes explícitos. Bajo esas condiciones, los metaanálisis de sistemas tutores inteligentes (STI) muestran efectos medios a altos en desempeño, comparables a enfoques de alta personalización, lo que provee un fundamento robusto para su adopción escalable. No obstante, la evidencia más reciente con IA generativa matiza el optimismo: mejora el rendimiento y reduce el esfuerzo mental cuando se integra en ciclos de práctica con criterios, pero no incrementa consistentemente la autoeficacia, lo que sugiere que la percepción de competencia exige experiencias de dominio atribuibles al propio esfuerzo y no solo productos de alta calidad (Santander-Salmon, 2024).

En RV, los efectos sobre el aprendizaje son más contundentes cuando la intervención está focalizada en objetivos instruccionales y se gobierna el “régimen de inmersión”. Los metaanálisis en K-6 y en STEM muestran beneficios globales, con ventajas acentuadas para HMD y para intervenciones breves que incluyen actividad constructiva. Estos resultados dialogan con evidencias de campo que verifican el principio de inmersión: la superioridad de la RV inmersiva frente al video 2D emerge cuando se incorporan principios de diseño (segmentación, señalización, control del usuario) y evaluación auténtica. En síntesis, IA adaptativa y RV focalizada convergen en un patrón de “excelencia situada”: se maximizan los aprendizajes cuando la personalización y el feedback explicativo (IA) se acoplan con presencia y agencia guiada (RV), traduciendo la experiencia tecnológica en progreso observable y creencias de eficacia más sólidas (Fuentes-Rendón et al., 2025).

Sin embargo, la revisión también revela mecanismos de atenuación que explican resultados nulos o modestos. Primero, la sobrecarga cognitiva: la inmersión, si no se modula, puede desviar recursos atencionales hacia el entorno en detrimento del mensaje esencial; ello explica por qué, en contextos de ciencias, la RV inmersiva rinde por debajo de la instrucción de escritorio cuando no se añaden estrategias generativas, pero recupera y supera el desempeño cuando estas se incorporan.

Segundo, la integración superficial: varias revisiones señalan que una fracción de la producción en RV prioriza usabilidad por encima del aprendizaje y carece de anclaje teórico, generando implementaciones vistosas pero pedagógicamente frágiles (Ayala-Chavez et al., 2025). Tercero, el efecto de inversión por pericia: ayudas excesivas pueden obstaculizar a aprendices avanzados; por tanto, los andamiajes deben desvanecerse conforme progresa la pericia aunque esto es justamente un punto fuerte de la IA adaptativa (Michuy-Guingla et al., 2025). En paralelo, en IA generativa, la dependencia instrumental y la posible externalización del esfuerzo cognitivo plantean desafíos para sostener la autorregulación; los beneficios aparecen cuando la herramienta estructura práctica deliberada con metas y criterios explícitos (Rosero-Cardenas et al., 2024).

Desde una perspectiva de validez externa, los efectos parecen contingentes al dominio, nivel educativo y duración de la intervención. Las ganancias más pronunciadas en RV se observan en intervenciones breves y con tareas bien definidas, donde la novedad se canaliza hacia objetivos específicos; en paralelo, en IA, los contextos con secuenciación adaptativa y feedback explicativo tienden a mostrar desplazamientos sustantivos en percentiles de rendimiento. La coherencia de estos patrones con TAD y CAMIL es notable: la adaptación sostiene la percepción de competencia y la agencia, mientras que la inmersión, cuando es óptima y no maximalista, incrementa interés y persistencia (Herrera-Sánchez et al., 2025). El feedback emerge como condición transversal: su especificidad, oportunidad y orientación al proceso explican una porción significativa de la varianza en aprendizaje y engagement (Caicedo-Basurto et al., 2024).

Las limitaciones de la evidencia invitan a prudencia. Persiste heterogeneidad metodológica (medidas dispares de motivación, diseños cuasiexperimentales con riesgo de sesgo de selección, tamaño muestral reducido) y un déficit de estudios longitudinales que permitan inferir sostenibilidad de los efectos más allá del corto plazo (Torres-Roberto & Solano-Camargo, 2025). Falta, además, robustecer la evaluación auténtica y multimétodo (desempeño, trazas de interacción, medidas afectivas y de autorregulación) y ampliar la representación de contextos no occidentales, donde variables culturales pueden modular la relación entre autonomía, agencia y aprendizaje (Bazurto-Mendoza et al., 2025). En IA generativa, urge estandarizar protocolos de uso pedagógico (p. ej., escritura con reflexión metacognitiva, verificación y rastreo de fuentes) y delimitar claramente las fronteras éticas y de integridad académica. En RV, se requiere sofisticar el control de carga extrínseca y el uso de señalización y preentrenamiento para garantizar que la presencia se convierta en procesamiento germano (Jiménez-Tuza, 2025).

En términos de implicaciones prácticas, los resultados avalan una adopción estratégica: (a) en IA, priorizar sistemas con adaptatividad transparente, feedback explicativo y planes de desvanecimiento de ayudas; (b) en RV, operar en un umbral de inmersión óptimo con tareas generativas, segmentación y señalización; (c) en ambos casos, alinear objetivos, criterios y evidencias de desempeño desde el diseño,

usando rúbricas y ciclos iterativos de práctica-feedback-reintento. Asimismo, la toma de decisiones debería incorporar análisis de costo-efectividad y de equidad: la promesa de personalización debe acompañarse de monitoreo de brechas y de accesibilidad tecnológica. Finalmente, el programa de investigación debería moverse hacia ensayos pragmáticos multicentro, metaanálisis de moderadores (nivel de inmersión, tipo de IA, carga, dominio, edad) y estándares de ciencia abierta (pre-registro, datos y materiales compartidos) que permitan acumular evidencia más acumulativa y generalizable (Cajamarca-Correa et al., 2024).

En conjunto, la tesis que emerge no es que IA y RV sean, per se, catalizadores universales del aprendizaje, sino que funcionan como amplificadores cuando su diseño satisface necesidades psicológicas, regula la carga y ofrece feedback de alta calidad (Quinga-Villa et al., 2025). Bajo ese diseño, los incrementos en motivación se traducen en aprendizajes medibles; cuando se descuidan esas condiciones, los efectos se diluyen o incluso se revierten. El reto ya no es si integrar estas tecnologías, sino cómo y para qué hacerlo para producir ganancias sostenibles y transferibles (Ilvis-Vacacela et al., 2025).

## 5. Conclusiones

Las evidencias sintetizadas permiten concluir que la integración de inteligencia artificial y realidad virtual actúa como un amplificador del aprendizaje y no como una panacea: su impacto positivo en motivación y rendimiento académico emerge de manera sistemática únicamente cuando el diseño instruccional alinea las affordances tecnológicas con objetivos claros, tareas significativas y criterios de evaluación explícitos. Bajo estas condiciones, se observan incrementos consistentes en compromiso, autoeficacia y desempeño en pruebas y tareas, atribuibles a la personalización adaptativa, a la presencia con agencia guiada y a ciclos de práctica con retroalimentación formativa.

Los mecanismos que subyacen a dichos efectos son discernibles. Por un lado, la adaptatividad de la IA modula dificultad, secuencia y ayudas, facilitando experiencias de dominio progresivo que sostienen la percepción de competencia y la autorregulación. Por otro, la RV potencia el interés y la persistencia cuando opera en un régimen de inmersión óptima no maximalista que incrementa la presencia, el control y el valor emocional de la tarea. En ambos casos, el feedback específico, oportuno y orientado al proceso funciona como condición catalizadora para transformar la interacción en aprendizaje demostrable.

Al mismo tiempo, esta revisión revela factores de atenuación que explican resultados nulos o modestos: sobrecarga cognitiva extrínseca derivada de estímulos irrelevantes o navegación compleja; integración superficial que privilegia la novedad por encima del propósito didáctico; y el efecto de inversión por pericia cuando se mantienen ayudas redundantes para aprendices avanzados. La eficacia, por tanto, depende de

calibrar la inmersión, desvanecer andamiajes conforme progresa la pericia y articular actividades generativas que obliguen a organizar, explicar y transferir lo aprendido.

Las implicaciones prácticas son nítidas. En IA, conviene priorizar sistemas con adaptatividad transparente, trazabilidad del feedback y planes de desvanecimiento de ayudas, integrados en secuencias con metas y rúbricas explícitas. En RV, es recomendable operar con sesiones breves, segmentación y señalización, control del usuario y evaluación auténtica, de modo que la presencia se convierta en procesamiento germano. En ambos ejes, la formación docente es un requisito sine qua non para asegurar coherencia entre objetivos, actividades, evidencias de desempeño y uso de datos para la mejora continua.

Desde una perspectiva institucional, la adopción debe acompañarse de análisis de costo-efectividad, garantías de accesibilidad e inclusión, resguardos de privacidad y estrategias de integridad académica que mitiguen la externalización del esfuerzo cognitivo. La construcción de capacidades técnicas, pedagógicas y evaluativas resulta indispensable para que las inversiones tecnológicas se traduzcan en ganancias sostenibles y equitativas.

Finalmente, se reconocen limitaciones en la base empírica: heterogeneidad metodológica, predominio de intervenciones de corta duración, variabilidad en las medidas de motivación y escasa cobertura de contextos no occidentales. De cara al futuro, se requiere investigación longitudinal y multicéntrica, estandarización de protocolos de uso pedagógico, análisis de moderadores (nivel de inmersión, tipo de IA, dominio, edad, carga cognitiva) y prácticas de ciencia abierta que favorezcan síntesis cuantitativas más precisas.

En síntesis, la conclusión general es clara: IA y RV contribuyen de manera significativa a la motivación y al rendimiento cuando se diseñan e implementan con rigor didáctico. El interrogante pertinente ya no es si incorporarlas, sino cómo y para qué hacerlo, asegurando que cada decisión de diseño convierta el potencial tecnológico en progreso académico verificable y socialmente responsable.

## CONFLICTO DE INTERESES

“Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses”.

## Referencias Bibliográficas

Ayala-Chavez, N. E., Lino-Garces, C. J., Zambrano-Zambrano, F. M. A., & Gonzalez-Segovia, L. A. (2025). Percepciones estudiantiles sobre la educación virtual implementada en el nivel secundario. *Revista Científica Ciencia Y Método*, 3(2), 88-101. <https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v3/n2/57>

- Bazurto-Mendoza, A. B., Vera-Peña, M. A., Maliza-Muñoz, W. F., & Gómez-Rodríguez, V. G. (2025). Estrategia pedagógica del uso de los recursos digitales para la educación remota. *Revista Científica Zambos*, 4(2), 1-20. <https://doi.org/10.69484/rcz/v4/n2/105>
- Caicedo-Basurto, R. L., Camacho-Medina, B. M., Quinga-Villa, C. A., Fonseca-Lombeida, A. F., & López-Freire, S. A. (2024). Análisis y beneficios de la educación en la era de la inteligencia artificial. *Journal of Economic and Social Science Research*, 4(4), 291–302. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v4/n4/148>
- Cajamarca-Correa, M. A., Cangas-Cadena, A. L., Sánchez-Simbaña, S. E., & Pérez-Guillermo, A. G. (2024). Nuevas tendencias en el uso de recursos y herramientas de la Tecnología Educativa para la Educación Universitaria. *Journal of Economic and Social Science Research*, 4(3), 127–150. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v4/n3/124>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55(1), 68–78. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>
- Deng, R., Jiang, M., Yu, X., Lu, Y., & Liu, S. (2025). Does ChatGPT enhance student learning? A systematic review and meta-analysis of experimental studies. *Computers & Education*, 227, 105224. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105224>
- Fleckenstein, J., Liebenow, L. W., & Meyer, J. (2023). Automated feedback and writing: A multi-level meta-analysis of effects on students' performance. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6, 1162454. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1162454>
- Fuentes-Rendón, M. K., Cervantes-García, V. A., Macías-Véliz, J. N., & Morales-Intriago, F. L. (2025). Innovación metodológica en el aula: estrategias activas para promover aprendizajes significativos en la educación básica. *Revista Científica Ciencia Y Método*, 3(3), 83-93. <https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v3/n3/65>
- Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The power of feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81–112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Herrera-Sánchez, P. J., López-Cudco, L. L., & Mina-Villalta, G. Y. (2025). Uso de realidad virtual en la formación de habilidades clínicas en estudiantes de enfermería. *Revista Científica Ciencia Y Método*, 3(2), 1-14. <https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v3/n2/1>
- Ilvis-Vacacela, J. M., Guaita-Lagua, Z. C., & Yuquilema-Cachipud, M. A. (2025). El impacto de herramientas digitales en el aprendizaje de la lengua Kichwa: experiencia innovadora de enseñanza virtual. *Journal of Economic and Social Science Research*, 5(1), 93–106. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v5/n1/156>
- Jiang, J., & Fryer, L. K. (2023). The effect of virtual reality learning on students' motivation: A scoping review. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(1), 360–373. <https://doi.org/10.1111/jcal.12885>

- Jiménez-Tuza, S. B. (2025). Uso de la inteligencia artificial en la dirección de centros educativos. *Revista Científica Zambos*, 4(1), 191-204. <https://doi.org/10.69484/rcz/v4/n1/86>
- Kulik, J. A., & Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review. *Review of Educational Research*, 86(1), 42–78. <https://doi.org/10.3102/0034654315581420>
- Lo, C. K., Hew, K. F., & Jong, M. S.-Y. (2024). The influence of ChatGPT on student engagement: A systematic review and future research agenda. *Computers & Education*, 219, 105100. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105100>
- Ma, W., Adesope, O. O., Nesbit, J. C., & Liu, Q. (2014). Intelligent tutoring systems and learning outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Psychology*, 106(4), 901–918. <https://doi.org/10.1037/a0037123>
- Makransky, G., & Lilleholt, L. (2018). A structural equation modeling investigation of the emotional value of immersive virtual reality in education. *Educational Technology Research and Development*, 66(5), 1141–1164. <https://doi.org/10.1007/s11423-018-9581-2>
- Makransky, G., & Mayer, R. E. (2022). Benefits of taking a virtual field trip in immersive virtual reality: Evidence for the immersion principle in multimedia learning. *Educational Psychology Review*, 34(3), 1771–1798. <https://doi.org/10.1007/s10648-022-09675-4>
- Makransky, G., & Petersen, G. B. (2021). The Cognitive Affective Model of Immersive Learning (CAMIL): A theoretical, research-based model of learning in immersive virtual reality. *Educational Psychology Review*, 33(3), 937–958. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09586-2>
- Makransky, G., Andreasen, N. K., Baceviciute, S., & Mayer, R. E. (2021). Immersive virtual reality increases liking but not learning with a science simulation and generative learning strategies promote learning in immersive virtual reality. *Journal of Educational Psychology*, 113(4), 719–735. <https://doi.org/10.1037/edu0000473>
- Makransky, G., Borre-Gude, S., & Mayer, R. E. (2019). Motivational and cognitive benefits of training in immersive virtual reality based on multiple assessments. *Journal of Computer Assisted Learning*, 35(6), 691–707. <https://doi.org/10.1111/jcal.12375>
- Mertens, U., Finn, B., & Lindner, M. A. (2022). Effects of computer-based feedback on lower- and higher-order learning outcomes: A network meta-analysis. *Journal of Educational Psychology*, 114(8), 1743–1772. <https://doi.org/10.1037/edu0000764>
- Michuy-Guingla, T. E., Fajardo-Andrade, C. A., Fajardo-Andrade, M. F., Limongi-Basantes, D. S., & Quiroz-Parraga, F. A. (2025). La tecnología educativa en el proceso de aprendizaje de estudiantes con necesidades educativas específicas. *Revista Científica Ciencia Y Método*, 3(3), 42-58. <https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v3/n3/59>

- Quinga-Villa, C. A., Cabrera-Suarez, C. X., Medina-León, A., & Maqueira-Caraballo, G. de la C. (2025). Entornos virtuales de aprendizaje con recursos pedagógicos para la inclusión de estudiantes con discapacidad física. *Journal of Economic and Social Science Research*, 5(4), 72-86. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v5/n4/218>
- Radianti, J., Majchrzak, T. A., Fromm, J., & Wohlgenannt, I. (2020). A systematic review of immersive virtual reality applications for higher education: Design elements, lessons learned, and research agenda. *Computers & Education*, 147, 103778. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103778>
- Rosero-Cardenas, W. I., Ruiz-Gaona, P. G., Sislema-López, R. N., Tocagon-Cabascango, J. F., & Tituaña-Sánchez, L. G. (2024). El Futuro del Aprendizaje: Preparando a los Estudiantes de Primaria para el Mundo Digital. *Journal of Economic and Social Science Research*, 4(4), 73–88. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v4/n4/133>
- Santander-Salmon, E. S. (2024). Métodos pedagógicos innovadores: Una revisión de las mejores prácticas actuales. *Revista Científica Zambos*, 3(1), 73-90. <https://doi.org/10.69484/rcz/v3/n1/13>
- Shute, V. J. (2008). Focus on formative feedback. *Review of Educational Research*, 78(1), 153–189. <https://doi.org/10.3102/0034654307313795>
- Torres-Roberto, M. A., & Solano-Camargo, S. P. (2025). La baja natalidad en Colombia y su impacto en la educación pública y privada. *Revista Científica Zambos*, 4(2), 240-264. <https://doi.org/10.69484/rcz/v4/n2/120>
- Villena-Taranilla, R., Tirado-Olivares, S., Cózar-Gutiérrez, R., & González-Calero, J. A. (2022). Effects of virtual reality on learning outcomes in K-6 education: A meta-analysis. *Educational Research Review*, 35, 100434. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2022.100434>
- Wisniewski, B., Zierer, K., & Hattie, J. (2020). The power of feedback revisited: A meta-analysis of educational feedback research. *Frontiers in Psychology*, 10, 3087. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.03087>