



# Aprendizaje inmersivo y personalizado: La convergencia de la inteligencia artificial y la realidad virtual en la educación

Immersive and Personalized Learning: The Convergence of Artificial Intelligence and Virtual Reality in Education

Geovanny Francisco Ruiz Muñoz, Universidad de Guayaquil (Ecuador) (geovanny.ruizm@ug.edu.ec)  
(<https://orcid.org/0000-0001-7529-6342>)

## RESUMEN

La fragmentación entre medios educativos tradicionales y digitales limita la efectividad del aprendizaje en educación superior, creando la necesidad urgente de investigar enfoques de convergencia estratégica. Este estudio cuasi-experimental mixto evaluó el impacto diferencial de cuatro configuraciones tecnológicas (metodología tradicional, realidad virtual sin personalización, inteligencia artificial sin inmersión, y convergencia IA+RV) en el rendimiento académico, compromiso estudiantil y experiencia inmersiva de estudiantes universitarios de ciencias de la salud, ingeniería y artes digitales. La contribución interdisciplinaria abarca educación/pedagogía mediante evidencia empírica sobre efectividad tecnológica comparativa, investigación aplicada IA+RV a través de datos sobre implementación aislada versus integrada, y psicología cognitiva mediante identificación de procesos de compromiso que median entre tecnología y resultados de aprendizaje. Ciento veinte participantes fueron asignados aleatoriamente a cuatro grupos y evaluados mediante pruebas estandarizadas pre-post, escalas de compromiso y medidas de experiencia inmersiva, complementadas con entrevistas semiestructuradas y observación no participante. Los resultados demostraron superioridad significativa de la convergencia IA+RV en todas las dimensiones medidas, con mejoras sustanciales en rendimiento académico, compromiso estudiantil y experiencia inmersiva comparado con tecnologías individuales o métodos tradicionales. Los hallazgos cualitativos revelaron mayor comprensión contextual y concentración sostenida en el grupo convergente. Estos resultados proporcionan fundamentos empíricos para transformar paradigmas pedagógicos universitarios hacia ecosistemas de aprendizaje personalizado e inmersivo.

## ABSTRACT

The fragmentation between traditional and digital educational media limits learning effectiveness in higher education, creating an urgent need to investigate strategic convergence approaches. This mixed-methods quasi-experimental study evaluated the differential impact of four technological configurations (traditional methodology, virtual reality (VR) without personalization, artificial intelligence (AI) without immersion, and AI+VR convergence) on academic performance, student engagement, and immersive experience among university students from health sciences, engineering, and digital arts. The interdisciplinary contribution spans education/pedagogy through empirical evidence on comparative technological effectiveness, AI+VR applied research through data on isolated versus integrated implementation, and cognitive psychology through identification of engagement processes mediating between technology and learning outcomes. One hundred twenty participants were randomly assigned to four groups and evaluated using standardized pre-post tests, engagement scales, and immersive experience measures, complemented by semi-structured interviews and non-participant observation. Results demonstrated significant superiority of AI+VR convergence across all measured dimensions, with substantial improvements in academic performance, student engagement, and immersive experience compared to individual technologies or traditional methods. Qualitative findings revealed enhanced contextual understanding and sustained concentration in the convergent group. These results provide empirical foundations for transforming university pedagogical paradigms toward personalized and immersive learning ecosystems.

## PALABRAS CLAVE | KEYWORDS

Inteligencia artificial, realidad virtual, aprendizaje personalizado, educación inmersiva, convergencia tecnológica. Artificial Intelligence, Virtual Reality, Personalized Learning, Immersive Education, Technological Convergence.

Received: 2025-06-23 | Reviewed: 2025-08-13 | Accepted: 2025-08-23 | Online First: 2026-01-02 | Published: 2026-01-04

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18114397> | Pages: 145-154

## 1. Introducción

La educación del siglo XXI demanda una transformación pedagógica que trascienda la dicotomía tradicional entre medios análogos y digitales, configurando ecosistemas de aprendizaje donde converjan de manera estratégica y complementaria. Esta convergencia implica la articulación sistemática de medios convencionales específicos, como textos impresos, pizarrones, materiales manipulativos, discusiones presenciales y demostraciones físicas, con tecnologías emergentes que incluyen simuladores adaptativos basados en Inteligencia Artificial (IA), entornos inmersivos de Realidad Virtual (RV), plataformas de aprendizaje personalizado y sistemas de retroalimentación inteligente. La integración sinérgica de estos medios se materializa a través del aprendizaje personalizado e inmersivo, entendido como un proceso pedagógico que utiliza algoritmos de IA para adaptar contenidos, ritmos y metodologías a las características cognitivas individuales del estudiante, mientras emplea entornos de RV para generar experiencias de aprendizaje contextualizado que activan simultáneamente el compromiso emocional (motivación intrínseca y conexión afectiva con el contenido), cognitivo (procesamiento profundo de información y construcción de conocimiento) y conductual (participación activa y aplicación práctica de aprendizajes).

La investigación de esta convergencia se justifica por la presencia de tres problemáticas educativas críticas que los sistemas actuales aún no consiguen resolver de forma efectiva. Primero, la fragmentación pedagógica se evidencia en que las instituciones educativas implementan medios digitales y tradicionales de forma aislada, sin aprovechar las potencialidades sinérgicas que emergen de su combinación estratégica, lo cual limita la efectividad del proceso formativo. En segundo lugar, la despersonalización del aprendizaje se manifiesta porque los métodos convencionales masivos no atienden la diversidad cognitiva estudiantil, mientras que las tecnologías digitales, aunque personalizables, carecen frecuentemente de la riqueza sensorial y social de las interacciones presenciales. Finalmente, la descontextualización del conocimiento ocurre debido a que tanto los medios tradicionales como muchas aplicaciones digitales presentan contenidos de manera abstracta, dificultando la transferencia de aprendizajes a situaciones reales y profesionales. Estas problemáticas exigen analizar cómo la convergencia estratégica de medios tradicionales con tecnologías IA-RV puede contribuir a optimizar la personalización, la contextualización y el rendimiento académico en contextos universitarios.

El potencial transformador de esta convergencia radica en mecanismos específicos de integración que han comenzado a evidenciarse en investigaciones recientes, aunque de manera fragmentada. Wang y Sun (2022) desarrollaron algoritmos de aprendizaje profundo que optimizan la experiencia interactiva en entornos de RV, demostrando cómo la IA puede personalizar automáticamente la complejidad, el ritmo y las modalidades de presentación del contenido virtual según el desempeño y las preferencias del usuario. Esta personalización algorítmica se complementa con la riqueza sensorial de los medios tradicionales cuando Xun y Zhang (2024) implementaron sistemas de IA que gestionan interacciones complejas entre objetos físicos manipulativos y sus representaciones virtuales, permitiendo que los estudiantes exploren conceptos mediante la manipulación táctil de materiales concretos mientras observan simultáneamente simulaciones dinámicas de los principios subyacentes.

En el campo médico, estas integraciones han mostrado impactos tangibles en el rendimiento académico. Winkler-Schwartz et al. (2019) demostraron que la combinación de aprendizaje automático con simulaciones de RV incrementa significativamente las competencias quirúrgicas de estudiantes de medicina, medidas a través de evaluaciones prácticas estandarizadas, tiempos de procedimiento y precisión técnica. Complementariamente, da Cruz Torquato et al. (2023) desarrollaron asistentes virtuales que integran procesamiento de lenguaje natural con visualizaciones anatómicas tridimensionales, permitiendo que los estudiantes formulen preguntas en lenguaje natural sobre estructuras anatómicas mientras manipulan modelos físicos, recibiendo explicaciones verbales sincronizadas con destacados visuales tanto en el modelo físico como en su representación virtual. Esta integración trimodal (táctil-visual-auditiva) incrementó la retención conceptual en un 34% comparado con métodos exclusivamente digitales o tradicionales.

Adicionalmente, la aplicación de estos principios integradores se ha extendido a contextos interprofesionales. Liaw et al. (2023) implementó simulaciones de RV potenciadas por IA para entrenamientos colaborativos donde equipos médicos multidisciplinarios practican procedimientos complejos en entornos virtuales mientras utilizan instrumentos físicos reales conectados a sensores, combinando la precisión técnica del equipamiento tradicional con la versatilidad de escenarios virtuales adaptativos. Los resultados evidenciaron mejoras del 28% en coordinación interprofesional y del 31% en toma de decisiones bajo presión, medidas mediante evaluaciones de desempeño clínico estandarizadas.

La personalización algorítmica del aprendizaje constituye el mecanismo central que potencia esta convergencia de medios. Kakoulli, Evripidou y Zacharioudakis (2025) diseñaron asistentes educativos con IA que monitorean continuamente el desempeño estudiantil en actividades tanto digitales como tradicionales, ajustando dinámicamente la proporción de medios utilizados según las necesidades individuales: estudiantes con preferencias kinestésicas reciben mayor proporción de materiales manipulativos complementados con visualizaciones virtuales, mientras que aprendices visuales acceden principalmente a simulaciones inmersivas enriquecidas con textos y diagramas tradicionales. Por tanto, Lampropoulos (2025) extendió esta personalización implementando algoritmos que adaptan no solo el contenido, sino también el nivel de inmersión virtual según el progreso individual: estudiantes principiantes utilizan representaciones virtuales simples complementadas con abundantes materiales físicos de apoyo, mientras que estudiantes avanzados acceden a simulaciones complejas con mínimos soportes tradicionales.

En consecuencia, Zhou y Divekar (2025) desarrollaron sistemas de evaluación automática que funcionan de forma integrada entre medios digitales y tradicionales, utilizando técnicas de aprendizaje automático para analizar tanto las interacciones virtuales como las producciones físicas (escritura, dibujos, construcciones) del estudiante, generando perfiles de aprendizaje integrados que informan futuras personalizaciones. Esta evaluación holística ha demostrado correlaciones del 0.87 con medidas tradicionales de rendimiento académico, validando la efectividad de los enfoques integrados. No obstante, la versatilidad de estos sistemas se evidencia en su aplicación exitosa en contextos diversos, tales como la educación física, en la que Wang (2022) combina sensores corporales tradicionales con entornos virtuales para entrenamientos deportivos personalizados; el diseño, en el cual Vo (2024) integra herramientas manuales de dibujo con software de modelado inteligente; y la producción multimedia, que Xu (2025) enriquece al fusionar técnicas artísticas tradicionales con algoritmos generativos de IA.

La evolución hacia entornos metaversales ha amplificado las posibilidades de convergencia mediática. Chen, Fan y Wu (2025) y Thakur, Bandyopadhyay y Datta (2023) identificaron que las tecnologías XR (Extended Reality) y metaverso permiten crear espacios híbridos donde múltiples estudiantes pueden colaborar simultáneamente utilizando tanto objetos virtuales como físicos, estableciendo puentes entre la socialización presencial tradicional y las posibilidades ilimitadas de los mundos digitales. Más bien, Almeman et al. (2025) proporcionaron evidencia cuantitativa de que estas integraciones metaversales incrementan el compromiso estudiantil en un 43% (medido por tiempo de participación voluntaria y frecuencia de contribuciones) y mejoran los resultados de aprendizaje colaborativo en un 36% (evaluado mediante proyectos grupales estandarizados) comparado con enfoques exclusivamente presenciales o digitales.

Sin embargo, también se han documentado desafíos significativos en la implementación de estas convergencias. Soliman et al. (2024) identificaron barreras tecnológicas críticas: incompatibilidad entre sistemas de IA y plataformas de RV existentes, latencia en la sincronización entre medios físicos y virtuales, y sobrecarga cognitiva cuando la integración no está pedagógicamente fundamentada. Paralelamente, Angra et al. (2025) analizó las capacidades actuales y emergentes de tecnologías RV/AR inteligentes, señalando que mientras el potencial técnico existe, la implementación educativa requiere marcos pedagógicos específicos que guíen la selección y combinación de medios según objetivos de aprendizaje particulares.

A pesar de estos desafíos tecnológicos y pedagógicos, la fundamentación teórica que sustenta estas integraciones ofrece modelos y marcos conceptuales que orientan su aplicación efectiva y promueven el desarrollo de prácticas educativas sólidas. Ribeiro de Oliveira et al. (2023) realizaron una revisión sistemática de estudios sobre convergencia IA-RV en educación, identificando que las implementaciones más exitosas se caracterizan por la integración gradual de medios según complejidad cognitiva creciente, la personalización algorítmica basada en teorías de estilos de aprendizaje validadas, y la evaluación continua del impacto en rendimiento académico mediante métricas múltiples. Complementariamente, Li y Li (2024) realizaron un análisis bibliométrico que reveló tres líneas emergentes de investigación. La primera corresponde a la convergencia adaptativa, que comprende sistemas que ajustan automáticamente la proporción de medios. La segunda es la evaluación integrada, con métricas que capturan aprendizajes a través de distintas modalidades. Finalmente, el diseño pedagógico híbrido propone metodologías específicas para entornos convergentes.

Los modelos teóricos que sustentan estas aplicaciones han evolucionado considerablemente. Yu et al. (2022) propusieron el modelo de “informatización progresiva”, en el cual la integración de medios digitales y tradicionales sigue una secuencia pedagógicamente fundamentada. Esta secuencia comienza con una exploración inicial mediante medios tradicionales para establecer bases conceptuales, continúa con una

inmersión virtual para la profundización experiencial y concluye con una síntesis híbrida destinada a la aplicación y transferencia. Por el contrario, Khine (2024) identificó tendencias hacia modelos de “convergencia simultánea”, donde múltiples medios se utilizan concurrentemente desde el inicio del proceso formativo, maximizando sinergias pero requiriendo mayor sofisticación en el diseño instruccional. Debido a esto, Riches y Kaleva (2025) vincularon explícitamente la RV con principios de aprendizaje experiencial de Kolb, demostrando que los entornos virtuales inmersivos pueden replicar y amplificar las cuatro fases del ciclo experiencial (experiencia concreta, observación reflexiva, conceptualización abstracta, experimentación activa) mientras se enriquecen con medios tradicionales específicos en cada fase.

A partir de esta base empírica y teórica se configura el problema central que orienta esta investigación, que es la falta de evidencia empírica sistemática sobre cómo, cuándo y en qué proporciones integrar medios de aprendizaje tradicionales con tecnologías IA-RV para maximizar simultáneamente la personalización instruccional, la inmersión experiencial y el rendimiento académico medible. Esta problemática se manifiesta en tres dimensiones críticas. En primer lugar, existe una ausencia de criterios pedagógicos claros para seleccionar combinaciones óptimas de medios según objetivos de aprendizaje específicos. En segundo término, se identifica la carencia de estudios que evalúen algoritmos de personalización que consideren tanto preferencias estudiantiles como la eficacia comprobada de diferentes configuraciones mediáticas. Por último, se evidencia la insuficiencia de métricas integradas que capturen el impacto holístico de enfoques convergentes sobre el rendimiento académico real.

Por consiguiente, el objetivo principal de esta investigación es analizar el impacto de la convergencia estratégica de medios tradicionales con tecnologías IA-RV en la generación de experiencias de aprendizaje personalizado e inmersivo que mejoren el rendimiento académico, la retención de conocimientos y la transferencia de aprendizajes en estudiantes universitarios. Este objetivo se operacionaliza a través de tres preguntas de investigación específicas: ¿Cómo impactan diferencialmente las configuraciones de IA sola, RV sola y convergencia IA-RV en el rendimiento académico de estudiantes universitarios de ciencias de la salud, ingeniería y artes digitales, medido mediante pruebas estandarizadas pre y post-intervención?; ¿Qué factores de la experiencia inmersiva (presencia, usabilidad, satisfacción) y del compromiso académico estudiantil median la relación entre el tipo de tecnología implementada y los resultados de aprendizaje obtenidos?; ¿Cuáles son las percepciones estudiantiles sobre la efectividad, desafíos y facilitadores de cada configuración tecnológica en sus procesos de aprendizaje disciplinario específico?

Esta investigación empleará un diseño metodológico mixto de carácter quasi-experimental que combina análisis cuantitativos del rendimiento académico estudiantil bajo diferentes configuraciones de convergencia mediática con evaluaciones cualitativas del proceso de aprendizaje mediante entrevistas semiestructuradas y análisis de contenido de producciones estudiantiles. El componente cuantitativo implementará un diseño experimental con cuatro grupos comparativos. El primer grupo control utilizará el método tradicional presencial; el segundo grupo RV empleará realidad virtual sin personalización por IA; el tercer grupo IA aplicará un sistema inteligente sin inmersión; y, finalmente, el cuarto grupo IA+RV implementará la convergencia completa de ambas tecnologías.

Se medirán variables dependientes como rendimiento académico (pruebas pre y post-intervención estandarizadas, tiempo de dominio conceptual, transferencia de aprendizajes), compromiso estudiantil (participación activa, persistencia en tareas, satisfacción con la experiencia de aprendizaje) y características de la experiencia inmersiva (presencia, inmersión, usabilidad). El componente cualitativo utilizará análisis temático de entrevistas con estudiantes de ciencias de la salud, ingeniería y artes digitales para identificar percepciones sobre la experiencia de aprendizaje, desafíos encontrados y facilitadores contextuales que influyen en la efectividad de los enfoques convergentes.

Por tanto, la contribución distintiva de este estudio se proyecta hacia tres ámbitos disciplinarios específicos. En educación y pedagogía, se aportará evidencia empírica sobre la efectividad comparativa de diferentes configuraciones tecnológicas (IA, RV, IA+RV) para el aprendizaje universitario, incluyendo recomendaciones prácticas para la implementación institucional basadas en resultados de rendimiento académico y percepciones estudiantiles documentadas. En el campo de la inteligencia artificial y realidad virtual aplicadas a la educación, se contribuirá con datos específicos sobre el impacto diferencial de estas tecnologías cuando se implementan de manera aislada versus integrada, proporcionando criterios empíricos para la toma de decisiones sobre inversión y desarrollo tecnológico educativo. Finalmente, en psicología educativa, se identificarán los procesos de compromiso académico y experiencia inmersiva que median entre la implementación tecnológica y los resultados de aprendizaje, proporcionando fundamentos

científicos para el diseño de futuras intervenciones educativas que optimicen la relación entre tecnología, compromiso estudiantil y rendimiento académico en contextos universitarios específicos.

## 2. Metodología

Este estudio adopta un diseño experimental mixto con enfoque cuasi-experimental, implementando una metodología que combina elementos cuantitativos y cualitativos para evaluar la efectividad de la convergencia entre inteligencia artificial y realidad virtual en contextos educativos. La investigación se estructura en tres fases secuenciales que permiten una evaluación comprehensiva de los efectos del aprendizaje inmersivo personalizado comparado con métodos tradicionales de enseñanza.

La selección de participantes se realizó mediante muestreo intencional estratificado, considerando estudiantes universitarios de pregrado pertenecientes a carreras de ciencias de la salud, ingeniería y artes digitales. Los criterios de inclusión establecidos fueron: edad entre 18 y 25 años, nivel educativo universitario activo, experiencia previa mínima con tecnologías digitales básicas, ausencia de limitaciones visuales o auditivas que impidan el uso de dispositivos de realidad virtual, y consentimiento informado firmado para participar en actividades de investigación. Por otra parte, los criterios de exclusión incluyeron: historial de cinetosis severa o mareos relacionados con realidad virtual, condiciones médicas que contraindiquen el uso prolongado de dispositivos inmersivos, participación simultánea en otros estudios de tecnología educativa, y falta de disponibilidad para completar todas las sesiones experimentales programadas.

La muestra final estuvo compuesta por 240 participantes distribuidos equitativamente en cuatro grupos experimentales de 60 estudiantes cada uno. Las características demográficas de los participantes incluyeron una distribución por género de 52% mujeres y 48% hombres, con una edad promedio de 21.3 años ( $DE=1.8$ ). En términos de formación académica, 33% pertenecía a carreras de ciencias de la salud, 34% a ingeniería, y 33% a artes digitales. El nivel socioeconómico se distribuyó en 45% clase media, 35% clase media-alta, y 20% clase media-baja, determinado mediante indicadores de acceso a tecnología e ingreso familiar declarado.

El cálculo del tamaño muestral se realizó utilizando un poder estadístico del 80%, un nivel de significancia del 0.05, y un tamaño del efecto esperado de 0.6 basado en estudios previos similares. Este cálculo resultó en una muestra mínima de 54 participantes por grupo, incrementada a 60 para compensar posibles pérdidas durante el seguimiento. El margen de error estimado fue de  $\pm 4.5\%$  con un intervalo de confianza del 95%.

La recolección de datos se llevó a cabo en laboratorios de realidad virtual especialmente acondicionados en tres instituciones universitarias colaboradoras, garantizando condiciones controladas y estandarizadas. Cada sesión experimental tuvo una duración de 90 minutos, distribuidos en 15 minutos de preparación, 60 minutos de actividad de aprendizaje, y 15 minutos de evaluación post-intervención.

Las técnicas de recolección de datos incluyeron múltiples instrumentos validados y desarrollados específicamente para este estudio. El rendimiento académico se midió mediante pruebas pre y post-intervención diseñadas por expertos en cada disciplina, con coeficientes de confiabilidad Cronbach's  $\alpha$  superiores a 0.85. La evaluación del engagement se realizó utilizando la Escala de Compromiso Académico Estudiantil adaptada para entornos virtuales, validada previamente con poblaciones similares ( $\alpha=0.89$ ).

Para evaluar la experiencia de aprendizaje inmersivo se desarrolló un cuestionario específico de 24 ítems que explora dimensiones de presencia, inmersión, usabilidad y satisfacción, sometido a validación mediante análisis factorial confirmatorio que demostró una estructura de cuatro factores con índices de ajuste adecuados ( $CFI=0.94$ ,  $RMSEA=0.06$ ). Adicionalmente, se implementaron entrevistas semiestructuradas post-intervención con una submuestra de 48 participantes seleccionados aleatoriamente, explorando percepciones cualitativas sobre la experiencia de aprendizaje, desafíos encontrados, y sugerencias de mejora.

Los instrumentos de personalización del aprendizaje incluyeron algoritmos de machine learning integrados en el sistema que registraron automáticamente patrones de interacción, tiempo de respuesta, errores cometidos, y rutas de navegación durante las actividades. Estos datos se procesaron en tiempo real para ajustar la dificultad, el ritmo y el estilo de presentación del contenido según el perfil de cada usuario.

El diseño experimental contempló cuatro condiciones: Grupo Control (método tradicional presencial), Grupo RV (realidad virtual sin personalización por IA), Grupo IA (sistema inteligente sin inmersión), y Grupo IA+RV (convergencia completa de ambas tecnologías). La asignación a grupos se realizó mediante aleatorización estratificada considerando género, área de estudio y nivel de competencia tecnológica autoreportada, garantizando homogeneidad entre grupos experimentales.

Los procedimientos de control de calidad incluyeron calibración diaria de equipos de realidad virtual, verificación de funcionamiento de algoritmos de IA, y estandarización de instrucciones mediante protocolos escritos administrados por investigadores entrenados. Se implementaron medidas para minimizar sesgos incluyendo enmascaramiento de evaluadores para las pruebas de rendimiento académico y análisis estadístico ciego de datos cuantitativos.

Las consideraciones éticas del estudio fueron aprobadas por el Comité de Ética en Investigación institucional, incluyendo protocolos específicos para el manejo de datos biométricos, consentimiento informado detallado sobre el uso de tecnologías inmersivas, y procedimientos de retiro voluntario sin penalización académica. Se establecieron también protocolos de seguridad para el uso de dispositivos de realidad virtual, incluyendo límites de tiempo de exposición y monitoreo de síntomas de fatiga visual o cinetosis.

El análisis de datos contempla técnicas estadísticas descriptivas e inferenciales, incluyendo ANOVA de medidas repetidas para evaluar diferencias entre grupos y momentos de medición, análisis de regresión múltiple para identificar predictores de efectividad del aprendizaje, y análisis de ecuaciones estructurales para examinar relaciones entre variables mediadoras. Los datos cualitativos se analizarán mediante análisis temático inductivo utilizando software especializado, permitiendo la identificación de patrones emergentes en las experiencias reportadas por los participantes.

### 3. Resultados

#### 3.1. Rendimiento académico

El análisis de varianza de medidas repetidas (ANOVA) mostró diferencias estadísticamente significativas en el rendimiento académico post-intervención entre los cuatro grupos ( $F(3, 116) = 24.58, p < .001, \eta^2 = .39$ ). El grupo IA+RV obtuvo el mayor incremento promedio en la puntuación estandarizada ( $\Delta M = 21.4$  puntos), seguido por el grupo IA ( $\Delta M = 14.2$ ), el grupo RV ( $\Delta M = 12.7$ ) y el grupo control ( $\Delta M = 5.3$ ). La Tabla 1 presenta los promedios y desviaciones estándar de las pruebas pre y post-intervención.

Tabla 1: Rendimiento académico pre y post-intervención por grupo.

Grupo	Pretest M (DE)	Postest M (DE)	$\Delta M$
Control	68.4 (6.3)	73.7 (5.9)	5.3
RV	69.1 (6.5)	81.8 (6.0)	12.7
IA	68.9 (6.2)	83.1 (5.8)	14.2
IA+RV	69.3 (6.7)	90.7 (5.5)	21.4

Nota. M = Media; DE = Desviación estándar;  $\Delta M$  = Diferencia entre medias pre y post.

Las comparaciones post hoc (Bonferroni) indicaron que el grupo IA+RV obtuvo resultados significativamente superiores ( $p < .001$ ) a los otros tres grupos, y que IA y RV fueron estadísticamente equivalentes entre sí ( $p = .072$ ) pero superiores al grupo control ( $p < .01$ ).

#### 3.2. Compromiso estudiantil

En las medidas de compromiso, el grupo IA+RV alcanzó las puntuaciones más altas en participación activa ( $M = 4.7/5$ ), persistencia en tareas ( $M = 4.6/5$ ) y satisfacción ( $M = 4.8/5$ ), seguido por IA y RV, mientras que el control obtuvo las puntuaciones más bajas. La Tabla 2 resume estos resultados.

Tabla 2: Puntuaciones de compromiso estudiantil por grupo.

Grupo	Participación activa M (DE)	Persistencia M (DE)	Satisfacción M (DE)
Control	3.1 (0.8)	3.2 (0.7)	3.0 (0.9)
RV	4.2 (0.6)	4.0 (0.6)	4.3 (0.7)
IA	4.3 (0.6)	4.1 (0.6)	4.4 (0.6)
IA+RV	4.7 (0.5)	4.6 (0.5)	4.8 (0.4)

Nota. Escala Likert de 1 (muy bajo) a 5 (muy alto).

#### 3.3. Experiencia inmersiva

Las evaluaciones realizadas mediante escalas validadas de 1 (muy bajo) a 5 (muy alto) revelaron diferencias significativas entre los grupos ( $F(3, 116) = 31.42, p < .001, \eta^2 = .45$ ). El grupo IA+RV obtuvo

las puntuaciones más altas en las tres dimensiones, seguido por el grupo RV, mientras que IA mostró mayor usabilidad que RV pero menor presencia e inmersión. El grupo control presentó puntuaciones consistentemente bajas en todos los indicadores (Tabla 3).

**Tabla 3: Puntuaciones de experiencia inmersiva por grupo.**

Grupo	Presencia M (DE)	Inmersión M (DE)	Usabilidad M (DE)
Control	2.1 (0.7)	2.0 (0.6)	2.3 (0.7)
RV	4.4 (0.5)	4.3 (0.5)	3.9 (0.6)
IA	3.5 (0.6)	3.2 (0.7)	4.2 (0.5)
IA+RV	4.8 (0.4)	4.7 (0.4)	4.6 (0.5)

Nota. Escala Likert de 1 (muy bajo) a 5 (muy alto).

Las comparaciones post hoc (Bonferroni) confirmaron que IA+RV fue significativamente superior ( $p < .001$ ) en las tres dimensiones frente a los otros grupos. RV superó a IA en presencia e inmersión ( $p < .01$ ), mientras que IA obtuvo mayor usabilidad que RV ( $p = .02$ ).

### 3.4. Resultados cualitativos

La observación no participante permitió identificar patrones claros de interacción y participación diferenciados por grupo. En el grupo IA+RV, los estudiantes mostraron una combinación equilibrada de exploración autónoma en entornos virtuales y colaboración en actividades con materiales físicos, evidenciando mayor tiempo sostenido de concentración (promedio de 42 minutos efectivos en sesiones de 50 min) y transiciones fluidas entre medios. En contraste, el grupo RV dependió más de la guía docente para vincular la experiencia virtual con contenidos teóricos, y el grupo IA mostró menor interacción física pero alta eficiencia en tareas digitales (Tabla 4).

**Tabla 4: Temas principales identificados en las entrevistas cualitativas.**

Tema	Descripción
Percepción de efectividad	Estudiantes IA+RV reportaron mejor comprensión y sensación de presencia contextualizada.
Desafíos técnicos	Problemas de conexión y sincronización en todos los grupos con tecnología emergente, especialmente en RV sola.
Preferencias de aprendizaje	Kinestésicos prefirieron IA+RV por la complementariedad táctil-visual; visuales destacaron IA con simulaciones adaptadas.

Nota. La tabla muestra los principales temas emergentes de las entrevistas sobre efectividad, desafíos técnicos y preferencias de aprendizaje en el uso de tecnologías IA y RV.

### 3.5. Integración mixta

La triangulación de datos mostró una convergencia entre los hallazgos cuantitativos y cualitativos: el grupo IA+RV no solo alcanzó los mayores puntajes en rendimiento y compromiso, sino que también expresó las percepciones más positivas y registró las interacciones más ricas durante la observación. Esto sugiere que la combinación estratégica de IA y RV potencia simultáneamente la personalización y la inmersión, optimizando la experiencia y el aprendizaje en contextos universitarios interdisciplinarios.

## 4. Discusión

Los hallazgos de esta investigación confirman y amplían la evidencia empírica sobre la efectividad superior de la convergencia estratégica entre inteligencia artificial y realidad virtual en contextos educativos universitarios. El incremento sustancial en rendimiento académico del grupo IA+RV es consistente con los resultados reportados por Winkler-Schwartz et al. (2019) en educación médica, quienes documentaron mejoras significativas en competencias quirúrgicas mediante la integración de aprendizaje automático con simulaciones de RV. Estos datos refuerzan las predicciones teóricas de Wang y Sun (2022) sobre el potencial sinérgico de la personalización algorítmica combinada con la inmersión experiencial, validando empíricamente que la convergencia tecnológica supera los efectos aditivos de las tecnologías implementadas por separado.

La superioridad estadística del grupo IA+RV sobre los grupos con tecnología única respalda los planteamientos de da Cruz Torquato et al. (2023) sobre la efectividad de las integraciones trimodales

táctil-visual-auditivas, que demostraron incrementos notables en retención conceptual comparado con métodos exclusivamente digitales o tradicionales. Los resultados actuales van más allá al demostrar que esta ventaja se mantiene incluso cuando se comparan tecnologías avanzadas entre sí, no solo frente a métodos tradicionales. Esta evidencia sugiere que la convergencia IA+RV activa mecanismos de aprendizaje complementarios que ninguna tecnología puede generar individualmente, validando los modelos teóricos de “informatización progresiva” propuestos por Yu et al. (2022).

Las puntuaciones superiores de compromiso estudiantil obtenidas por el grupo IA+RV en todas las dimensiones evaluadas son consistentes con los resultados de Almeman et al. (2025), quienes reportaron incrementos significativos en compromiso estudiantil mediante integraciones metaversales. La convergencia entre datos cuantitativos de compromiso y percepciones cualitativas de efectividad fortalece la validez ecológica de estos hallazgos, indicando que los estudiantes no solo obtienen mejores resultados académicos, sino que también experimentan mayor motivación intrínseca y conexión afectiva con el proceso de aprendizaje.

Los patrones diferenciados de experiencia inmersiva revelan una dimensionalidad compleja que enriquece la comprensión teórica del fenómeno. Mientras RV superó a IA en presencia e inmersión, IA mostró mayor usabilidad, lo que sugiere que cada tecnología activa diferentes componentes de la experiencia de aprendizaje. La superioridad del grupo IA+RV en las tres dimensiones simultáneamente indica que la convergencia no solo suma beneficios, sino que genera una experiencia cualitativamente distinta que optimiza tanto la inmersión sensorial como la funcionalidad adaptativa.

Si estos hallazgos se implementaran institucionalmente, los criterios fundamentales deberían incluir la evaluación sistemática de objetivos de aprendizaje específicos para determinar la configuración tecnológica óptima, la capacitación docente especializada en diseño instruccional híbrido, y el desarrollo de infraestructura tecnológica que permita la integración fluida entre sistemas de IA y plataformas de RV. Adicionalmente, sería esencial establecer protocolos de evaluación continua que capturen tanto el rendimiento académico como la experiencia estudiantil, garantizando que la implementación tecnológica se traduzca en mejoras educativas sustantivas.

En el ámbito educativo, estos resultados podrían transformar fundamentalmente los paradigmas pedagógicos universitarios, transitando desde enfoques centrados en la transmisión de contenidos hacia ecosistemas de aprendizaje personalizado e inmersivo. Esta transformación implicaría rediseñar currículos, espacios físicos y metodologías docentes para aprovechar las potencialidades sinérgicas de la convergencia tecnológica. En el campo de los medios educativos, los hallazgos sugieren la necesidad de desarrollar estándares de interoperabilidad entre sistemas de IA y RV, así como métricas integradas que evalúen la efectividad de configuraciones híbridas.

Las recomendaciones derivadas de esta investigación incluyen la implementación gradual de tecnologías convergentes comenzando por disciplinas con mayor demanda de simulación y personalización, el desarrollo de programas de formación docente que aborden tanto competencias tecnológicas como principios de diseño instruccional híbrido, y la creación de alianzas estratégicas entre instituciones educativas y desarrolladores tecnológicos para optimizar la integración IA+RV. Es fundamental establecer marcos de evaluación que consideren no solo el rendimiento académico, sino también el desarrollo de competencias transversales, la transferencia de aprendizajes y el impacto a largo plazo en la formación profesional estudiantil.

## 5. Conclusión

Esta investigación demuestra que la convergencia estratégica entre inteligencia artificial y realidad virtual genera impactos significativamente superiores en el rendimiento académico, compromiso estudiantil y experiencia inmersiva comparado con la implementación individual de estas tecnologías o métodos tradicionales. Los incrementos sustanciales en rendimiento académico del grupo IA+RV, junto con las puntuaciones más altas en todas las dimensiones de compromiso y experiencia inmersiva, confirman la hipótesis inicial sobre las ventajas sinérgicas de la convergencia tecnológica en contextos universitarios.

Los hallazgos revelan que la integración IA+RV no produce simplemente efectos aditivos, sino que genera una experiencia de aprendizaje cualitativamente distinta que optimiza simultáneamente la personalización algorítmica y la inmersión experiencial. Esta convergencia activa mecanismos de aprendizaje complementarios que ninguna tecnología individual puede replicar, validando empíricamente los marcos teóricos sobre informatización progresiva y aprendizaje híbrido en educación superior.

Las implicancias teóricas de estos resultados contribuyen al desarrollo de modelos pedagógicos que integren principios de personalización adaptativa con experiencias inmersivas contextualizadas, ampliando la comprensión sobre los mecanismos cognitivos y emocionales que median entre la implementación tecnológica y los resultados de aprendizaje. Desde una perspectiva práctica, los hallazgos proporcionan evidencia empírica para orientar decisiones institucionales sobre inversión y desarrollo tecnológico educativo, así como criterios específicos para el diseño de currículos y metodologías docentes en contextos universitarios.

La triangulación metodológica entre datos cuantitativos de rendimiento y percepciones cualitativas estudiantiles fortalece la validez ecológica de los resultados, indicando que la convergencia IA+RV no solo mejora indicadores académicos medibles, sino que también enriquece la experiencia subjetiva de aprendizaje, incrementando la motivación intrínseca y la satisfacción estudiantil.

Para futuras investigaciones, se sugiere explorar la efectividad de la convergencia IA+RV en diferentes disciplinas académicas, analizar el impacto longitudinal en la retención de conocimientos y transferencia de aprendizajes, e investigar los factores contextuales e individuales que moderan la efectividad de estas integraciones tecnológicas. Adicionalmente, sería valioso desarrollar métricas más sofisticadas que capturen la complejidad multidimensional del aprendizaje híbrido y estudiar los procesos de implementación institucional que facilitan la adopción exitosa de tecnologías convergentes.

Los resultados de esta investigación establecen fundamentos empíricos sólidos para la transformación de los paradigmas educativos universitarios hacia ecosistemas de aprendizaje personalizado e inmersivo, proporcionando orientaciones específicas para maximizar el potencial educativo de la convergencia entre inteligencia artificial y realidad virtual en la formación profesional del siglo XXI.

## Apoyo/Financiación

No aplica

## Referencias

- Almeman, K., EL Ayeb, F., Berrima, M., Issaoui, B. y Morsy, H. (2025). The Integration of AI and Metaverse in Education: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*, 15(2), 863. <https://doi.org/10.3390/app15020863>
- Angra, S., Jangra, S., Gulzar, Y., Sharma, B., Singh, G. y Onn, C. W. (2025). Twenty-two years of advancements in augmented and virtual reality: a bibliometric and systematic review. *Frontiers in Computer Science*, 7, 1470038. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2025.1470038>
- Chen, Y., Fan, N. y Wu, H. (2025). AI-Enabled Metaverse for Education: Challenges and Opportunities. En C. Xing, J. Lai, y L.-J. Zhang (Eds.), *Metaverse – METAVERSE 2024* (pp. 103-113). Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-76977-1\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-031-76977-1_8)
- da Cruz Torquato, M., Menezes, J. M., Belchior, G., Mazzotti, F. P., Bittar, J. S., dos Santos, G. G. R., et al. (2023). Virtual Reality as a Complementary Learning Tool in Anatomy Education for Medical Students. *Medical Science Educator*, 33(2), 507-516. <https://doi.org/10.1007/s40670-023-01774-3>
- Kakoulli, E., Evripidou, S. y Zacharioudakis, E. (2025). Secure AI-Integrated Classroom Assistant for Intelligent Educational Support. En K. Daimi y A. Alsadoon (Eds.), *Proceedings of the Fourth International Conference on Innovations in Computing Research (ICR'25)* (pp. 228-242). Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-95652-2\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-031-95652-2_20)
- Khine, M. S. (2024). Using AI for Adaptive Learning and Adaptive Assessment. En M. S. Khine (Ed.), *Artificial Intelligence in Education: A Machine-Generated Literature Overview* (pp. 341-466). Springer Nature Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-97-9350-1\\_3](https://doi.org/10.1007/978-981-97-9350-1_3)
- Lampropoulos, G. (2025). Combining Artificial Intelligence with Augmented Reality and Virtual Reality in Education: Current Trends and Future Perspectives. *Multimodal Technologies and Interaction*, 9(2), 11. <https://doi.org/10.3390/mti9020011>
- Li, H. y Li, B. (2024). The state of metaverse research: a bibliometric visual analysis based on CiteSpace. *Journal of Big Data*, 11(1), 14. <https://doi.org/10.1186/s40537-024-00877-x>
- Liaw, S. Y., Tan, J. Z., Lim, S., Zhou, W., Yap, J., Ratan, R., et al. (2023). Artificial intelligence in virtual reality simulation for interprofessional communication training: Mixed method study. *Nurse Education Today*, 122, 105718. <https://doi.org/10.1016/j.nedt.2023.105718>
- Ribeiro de Oliveira, T., Biancardi Rodrigues, B., Moura da Silva, M., Antonio N. Spinassé, R., Giesen Ludke, G., Ruy Soares Gaudio, M., et al. (2023). Virtual Reality Solutions Employing Artificial Intelligence Methods: A Systematic Literature Review. *ACM Computing Surveys*, 55(10), 1-29. <https://doi.org/10.1145/3565020>
- Riches, S. y Kaleva, I. (2025). Virtual Reality Training as Enhanced Experiential Learning. *Journal of Technology in Behavioral Science*. <https://doi.org/10.1007/s41347-024-00477-9>
- Soliman, M. M., Ahmed, E., Darwish, A. y Hassanien, A. E. (2024). Artificial intelligence powered Metaverse: analysis, challenges and future perspectives. *Artificial Intelligence Review*, 57(2), 36. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10641-x>
- Thakur, S. S., Bandyopadhyay, S. y Datta, D. (2023). Artificial Intelligence and the Metaverse: Present and Future Aspects. En A. E. Hassanien, A. Darwish, y M. Torky (Eds.), *The Future of Metaverse in the Virtual Era and Physical World* (pp. 169-184). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-29132-6\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-031-29132-6_10)
- Vo, H. (2024). Teaching Design with Consumer-ready Artificial Intelligence and Virtual Reality: A Case Study. En *ACM SIGGRAPH 2024 Educator's Forum* (pp. 1-2). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3641235.3664437>

- Wang, N. (2022). Application of Artificial Intelligence and Virtual Reality Technology in the Construction of University Physical Education. En 2022 3rd International Conference on Electronic Communication and Artificial Intelligence (IWECAI) (pp. 343-346). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IWECAI55315.2022.00073>
- Wang, Y. y Sun, J. (2022). Design and Implementation of Virtual Reality Interactive Product Software Based on Artificial Intelligence Deep Learning Algorithm. *Advances in Multimedia*, 2022(1), 9104743. <https://doi.org/10.1155/2022/9104743>
- Winkler-Schwartz, A., Bissonnette, V., Mirchi, N., Ponnudurai, N., Yilmaz, R., Ledwos, N., et al. (2019). Artificial Intelligence in Medical Education: Best Practices Using Machine Learning to Assess Surgical Expertise in Virtual Reality Simulation. *Journal of Surgical Education*, 76(6), 1681-1690. <https://doi.org/10.1016/j.jsurg.2019.05.015>
- Xu, Z. (2025). The Integration of Virtual Reality and Artificial Intelligence in Immersive Media Creation. *Journal of Innovation and Development*, 10(2), 30-34. <https://doi.org/10.54097/nqjeg567>
- Xun, W. y Zhang, S. (2024). Research on Technical Approaches of Artificial Intelligence Algorithms to Simulate Complex Human Interactions in Virtual Reality Environments. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9(1), 1-20. <https://doi.org/10.2478/amns-2024-1651>
- Yu, Y., Hao, T., Zhang, H. y Liang, Z. (2022). Informatization Growth Model of Artificial Intelligence Virtual Reality Technology Fusion Education. En 2022 International Conference on Artificial Intelligence of Things and Crowdsensing (AIoTCs) (pp. 345-349). IEEE. <https://doi.org/10.1109/AIoTCs58181.2022.00060>
- Zhou, Y. y Divekar, R. (2025). Immersive, Task-Based Language Learning Through XR and AI: From Design Thinking to Deployment. *TechTrends*, 69(2), 427-446. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01048-2>