

Analítica del aprendizaje: apoyo de un asistente virtual basado en IA en la formación docente

Ennio Jesús Mérida-Córdova, MSc.¹; José Francisco Vera Mosquera, MSc.¹; Elizabeth Vergel-Parejo, PhD.¹; Raúl López-Fernández, PhD.¹; Ángel Yasmil Echeverría-Guzmán, PhD.¹; Roger Martínez Isacc, PhD.¹; Ruby Eva Cantos Farías, Econ.¹

¹Universidad Bolivariana del Ecuador, Ecuador, ejmeridac@ube.edu.ec, jfveram@ube.edu.ec, eevergelp@ube.edu.ec, rlopezff@ube.edu.ec, ayecheverriag@ube.edu.ec, rmartinez@ube.edu.ec, recantosf@ube.edu.ec,

Abstract– *Learning analytics has become a strategic field in higher education, enabling the pedagogical interpretation of academic and contextual data for informed decision-making. This study aimed to evaluate the impact of using a virtual assistant based on generative artificial intelligence on the development of learning analytics competencies in postgraduate teacher training programs within the Master's Program in Digital Environments. A quasi-experimental design with a quantitative approach was employed, applying a pre-test and a post-test to 170 teacher trainees at the Bolivarian University of Ecuador. The results show statistically significant improvements in analytical skills, with a very large effect size in the statistical analysis dimension. Positive correlations were also identified between the use of the virtual assistant and its perceived pedagogical value. The findings confirm that the assistant acted as an effective pedagogical mediator, integrating statistical analysis and educational interpretation. It is concluded that the virtual assistant not only optimizes the analysis of educational data but also contributes to redefining learning analytics as a formative practice geared toward responsible and contextualized decision-making.*

Keywords: *learning analytics; generative artificial intelligence; pedagogical decision-making; pedagogical mediation.*

I. INTRODUCCIÓN

La analítica del aprendizaje (AA) se ha consolidado en la educación superior como un campo estratégico para mejorar los procesos educativos, al permitir recopilar, analizar e interpretar datos académicos y conductuales con el fin de optimizar la enseñanza, la toma de decisiones pedagógicas e identificar patrones e intervenciones tempranas orientadas al éxito académico [1], [2].

En el contexto de la transformación digital, la AA convierte el rastro digital del estudiante en conocimiento accionable; no obstante, su efectividad depende más de la capacidad docente para interpretar datos y traducirlos en decisiones oportunas que de la sofisticación algorítmica [3], [4].

Conceptualmente, se entiende como un proceso sistemático de medición, análisis y reporte de datos para comprender y mejorar el aprendizaje y sus entornos [5]. Este proceso integra fases de recolección, procesamiento, análisis estadístico, visualización y retroalimentación pedagógica [6],

considerando datos no solo como calificaciones, sino como registros contextuales y conductuales que caracterizan trayectorias de aprendizaje [7], cuyo análisis requiere técnicas descriptivas e inferenciales para identificar tendencias y relaciones significativas [8], [9].

La relevancia creciente de este campo de la analítica del aprendizaje puede evidenciarse en el aumento sostenido del interés académico y científico a nivel mundial desde el año 2006 hasta la actualidad, tal como se observa en la Fig. 1.

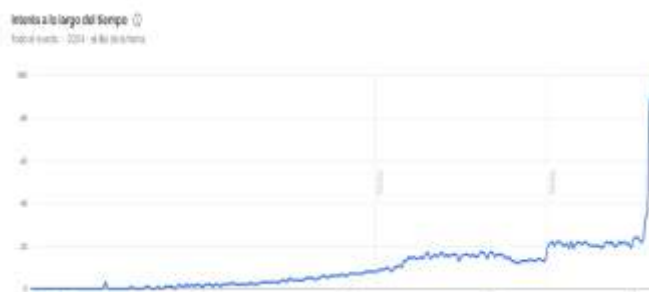


Fig. 1 Tendencia del término learning analytics a nivel mundial.
Fuente: Google Trends, 2026.

La analítica del aprendizaje ha ganado creciente relevancia en las últimas dos décadas, especialmente en educación superior, donde la digitalización ha generado grandes volúmenes de datos para decisiones pedagógicas informadas [10]. Su evolución ha transitado de enfoques descriptivos hacia modelos predictivos y prescriptivos para la identificación temprana del riesgo académico, fortalecidos actualmente por la integración de inteligencia artificial generativa (IAG) y modelos de lenguaje [11], [12].

En este marco, los asistentes virtuales basados en IA generativa emergen como una alternativa innovadora para potenciar competencias en AA, al facilitar la comprensión estadística, la selección de técnicas analíticas y la interpretación pedagógica de los datos [13].

En la Maestría en Educación, mención Entornos Digitales, de la Universidad Bolivariana del Ecuador, la mayoría de los maestrantes docentes (90%) presenta dificultades en el análisis estadístico de datos educativos, limitándose al uso de

calificaciones finales y la media aritmética, sin incorporar otros estadígrafos descriptivos ni análisis inferencial para una comprensión pedagógica más profunda del rendimiento académico.

Esta situación restringe el potencial transformador de la analítica del aprendizaje como herramienta para la mejora educativa y el seguimiento académico, reduciendo su aplicación a informes meramente descriptivos, con escaso impacto en la toma de decisiones pedagógicas fundamentadas.

A partir de lo expuesto, la investigación se orienta a responder la siguiente interrogante científica: ¿qué impacto tiene el uso de un asistente virtual basado en inteligencia artificial en el fortalecimiento de las competencias pedagógicas para la analítica del aprendizaje de docentes de posgrado?

El objetivo general del estudio es evaluar el impacto de un asistente virtual basado en inteligencia artificial en el desarrollo de competencias en analítica del aprendizaje de maestrantes docentes de instituciones públicas y privadas del Ecuador.

Ante la brecha de competencias analíticas en la formación de posgrado, la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE) implementó el asistente virtual UBE-Analítica de Aprendizaje, un “Gem” del ecosistema de IA de Google que actúa como mediador cognitivo al ofrecer apoyo pedagógico adaptativo y reducir la carga cognitiva del procesamiento estadístico, fortaleciendo sin reemplazar el juicio docente [14].

II. METODOLOGÍA

La investigación se desarrolló desde un enfoque cuantitativo, pertinente para evaluar competencias, percepciones y desempeños en contextos educativos mediados por tecnologías emergentes, como la inteligencia artificial, así como para favorecer la toma de decisiones fundamentadas y la validación de los instrumentos aplicados [16].

Se adoptó un diseño cuasi-experimental intragrupo de tipo pretest–postest, adecuado para contextos educativos reales donde no resulta viable la asignación aleatoria de los participantes ni la conformación de un grupo control. Este diseño permitió identificar cambios en las competencias de AA mediante la comparación de mediciones previas y posteriores a la intervención pedagógica con el asistente virtual [17].

El estudio se sustenta en el paradigma positivista, que concibe la realidad como objetiva y medible, permitiendo la obtención de resultados válidos y confiables a través de procedimientos empíricos verificables [18].

Como métodos se emplearon el analítico-sintético y el inductivo-deductivo para la interpretación conceptual y empírica de los datos, así como el método estadístico-matemático mediante análisis descriptivo e inferencial para determinar diferencias significativas entre pretest y posttest.

El procesamiento de la información se realizó con el software Jamovi para el análisis estadístico y con Microsoft Excel para la organización y depuración de la base de datos del estudio.

A. Limitaciones de la investigación

La principal limitación radica en el tamaño reducido y el carácter no probabilístico de la muestra, lo que restringe la generalización de los resultados a otros programas o contextos educativos. Sin embargo, al incluir tres cursos del último período lectivo de 2025, el estudio mantiene actualidad y pertinencia contextual, al reflejar prácticas recientes en la formación docente de posgrado.

B. Hipótesis de investigación

Si se emplea un asistente virtual basado en inteligencia artificial para el análisis de datos educativos, entonces se fortalecerán las competencias docentes en analítica del aprendizaje, lo que se traducirá en procesos de retroalimentación más oportunos y personalizados, un mayor acompañamiento al estudiante y una mejoría significativa en el rendimiento académico.

C. Población y muestra

La población estuvo conformada por 715 maestrantes del programa de Maestría en Entornos Digitales de las cohortes A y B (2025), distribuidos en 14 cursos en modalidad virtual. No obstante, la muestra fue seleccionada mediante un muestreo no probabilístico y estuvo conformada por estudiantes activos de la maestría en entornos digitales que cursaron la asignatura analítica del aprendizaje, es decir 55 estudiantes del curso PM-EED-A25-02P1-60, 57 estudiantes del PM-EED-A25-02P3-62 y 58 estudiantes del PM-EED-A25-03P3-65, para un total de 170 estudiantes.

Los criterios de inclusión consideraron la participación voluntaria y accesible de los estudiantes, docentes en ejercicio de distintos niveles educativos en instituciones públicas y privadas del Ecuador, y la condición de cursantes de la asignatura Analítica del Aprendizaje en la UBE [19]. Se garantizó el consentimiento informado y el uso de los datos exclusivamente con fines investigativos y didácticos.

D. Instrumentos para la recolección de datos

El 95% de los participantes son docentes en ejercicio en instituciones públicas y privadas del Ecuador, y solo el 10% dispone de plataformas de gestión del aprendizaje (LMS). En consecuencia, la recolección de datos se basó en información educativa proveniente directamente de su práctica docente.

Se utilizaron dos instrumentos: un cuestionario de competencias en AA aplicado como pretest y postest, ambos estructurados en una escala Likert de cinco puntos (1 = Muy bajo; 5 = Muy alto). Estos instrumentos evaluaron habilidades de análisis estadístico de datos educativos, integración de información académica y contextual, e interpretación pedagógica orientada a la toma de decisiones (ver Tablas 1 y 2).

La validez de contenido se estableció mediante juicio de expertos, quienes valoraron la pertinencia, claridad y coherencia de los ítems, garantizando su congruencia con el constructo teórico [19]. La validez de constructo se estimó con el coeficiente V de Aiken, obteniéndose valores de 0,87 para el pretest y 0,88 para el postest, lo que evidencia un alto nivel de validez [21]. La confiabilidad se determinó mediante el coeficiente alfa de Cronbach, con valores de 0,84 en el pretest y 0,86 en el postest, indicando alta consistencia interna y

adecuada fiabilidad para estudios cuantitativos en educación [22], [23], [24].

TABLA I
 INSTRUMENTO PARA LA RECOLECCIÓN DE DATOS – PRETEST

Dimensiones	Ítems
D1. Análisis estadístico de datos educativos	Ítem 1. Aplica medidas de tendencia central (media, mediana, moda) a los datos escolares en su práctica docente.
	Ítem 2. Aplica medidas de dispersión (rango, desviación estándar) a los datos escolares en su práctica docente.
	Ítem 3. Selecciona técnicas estadísticas adecuadas según el tipo de información educativa recolectada.
D2. Integración de información educativa	Ítem 4. Utiliza información proveniente de docentes, coordinadores y del DECE para analizar el desempeño estudiantil.
	Ítem 5. Utiliza información de padres y/o representantes legales para complementar el análisis del desempeño académico.
D3. Interpretación pedagógica	Ítem 6. Interpreta los resultados del análisis descriptivo de los datos estudiantiles desde una perspectiva pedagógica.
	Ítem 7. Interpreta los resultados del análisis inferencial de los datos estudiantiles desde una perspectiva pedagógica.
	Ítem 8. Identifica estudiantes en riesgo académico a partir del análisis de datos educativos.

TABLA II
 INSTRUMENTO PARA LA RECOLECCIÓN DE DATOS – POSTEST

Dimensiones	Ítems
D1. Mejora de competencias analíticas	Ítem 1. He mejorado mi capacidad para analizar datos académicos de mis estudiantes.
	Ítem 2. Integro con mayor facilidad datos académicos y no académicos para el análisis educativo.
	Ítem 3. Interpreto los resultados del análisis de datos con mayor claridad pedagógica.
D2. Uso del asistente virtual	Ítem 4. El asistente virtual facilitó el análisis estadístico de los datos educativos recolectados.
	Ítem 5. El asistente virtual me ayudó a interpretar los resultados del análisis de datos.
	Ítem 6. Utilicé el asistente virtual para apoyar la toma de decisiones pedagógicas.
D3. Utilidad pedagógica percibida	Ítem 7. El asistente virtual contribuyó a la identificación de estudiantes en riesgo académico.
	Ítem 8. El uso del asistente virtual fortaleció la propuesta de intervenciones pedagógicas tempranas.
	Ítem 9. Considero que el asistente virtual es útil para mi práctica docente.

E. Fases de la investigación

El estudio se desarrolló en tres fases: (1) aplicación del pretest para diagnosticar el nivel inicial de competencias en analítica del aprendizaje; (2) implementación del asistente virtual como recurso de apoyo pedagógico durante el desarrollo de la asignatura Analítica del Aprendizaje; y (3) aplicación del postest para identificar los cambios en las competencias analíticas de los maestrantes tras la intervención.

III. RESULTADOS

3.1. Diseño del asistente virtual con IA

Se diseñó e implementó un asistente virtual basado en inteligencia artificial generativa (Gemini) para apoyar la analítica del aprendizaje en estudiantes de posgrado. El sistema

actúa como mediador pedagógico, orientando la organización e interpretación de datos académicos y contextuales para la toma de decisiones educativas fundamentadas y la activación de intervenciones tempranas.

El asistente fue configurado como un “Gem” personalizado, aprovechando la capacidad multimodal y la ventana de contexto extendida del modelo para procesar documentos institucionales y bases de datos educativas con coherencia analítica. Su implementación incorporó protocolos de seguridad y privacidad alineados con estándares éticos institucionales [4], [14], [15].

Desde el enfoque pedagógico, se estructuró como un acompañante experto en AA con interacción socrática y adaptativa, ajustando el nivel de orientación al grado de competencia del docente-maestrante. El flujo formativo se organizó en tres unidades: fundamentos y ética de la analítica del aprendizaje; herramientas de análisis de datos con énfasis en Jamovi e implementación de proyectos institucionales de analítica.

En el plano estadístico, el asistente orienta progresivamente el análisis descriptivo e inferencial de datos escolares reales, incluyendo la selección de pruebas adecuadas, la verificación de supuestos y la interpretación de resultados en función de significación, tamaño del efecto y relevancia educativa [25].

Adicionalmente, integra recursos multimedia para enriquecer la mediación cuando la complejidad del contenido lo requiere. En conjunto, la configuración del asistente UBE–Analítica de Aprendizaje evidencia el potencial de la IA generativa como herramienta para el desarrollo de competencias analíticas en docentes de posgrado [3], [4], [14].

3.2 Fase I. Aplicación del pretest

El pretest se analizó mediante estadística descriptiva, considerando frecuencias, medianas por ítem y gráficos de distribución, para caracterizar el perfil inicial de los participantes en las dimensiones evaluadas

3.2.1 Análisis descriptivo por ítem del pretest

En el ítem 1, el 60.0% de los participantes se ubicó entre los niveles Muy bajo y Bajo, con una mediana de 2, lo que evidencia un dominio inicial limitado en la aplicación de medidas de tendencia central a datos escolares. El diagrama de violín confirma la concentración de respuestas en valores bajos, con dispersión moderada hacia niveles superiores (ver Figura 2).

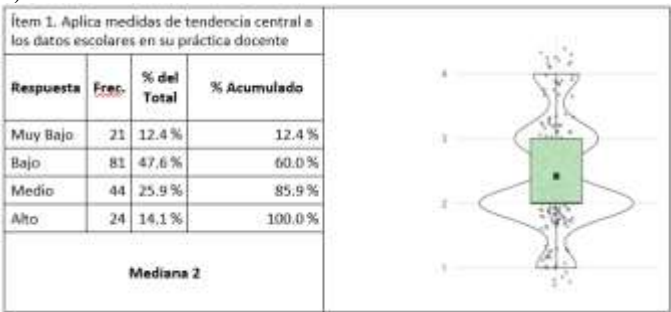


Fig. 2 Distribución de respuestas del ítem “Aplicación de medidas de tendencia central”.

Los resultados del ítem 2 muestran que el 64.1% de los participantes se concentra entre los niveles Muy bajo y Bajo, lo cual refleja un dominio inicial limitado para aplicar medidas de dispersión (rango y desviación estándar) a los datos escolares en su práctica docente. La mediana = 2 confirma esta tendencia hacia niveles bajos, y el diagrama de violín evidencia una concentración de respuestas alrededor de valores bajos (2), con dispersión reducida hacia niveles superiores (ver Figura 3).

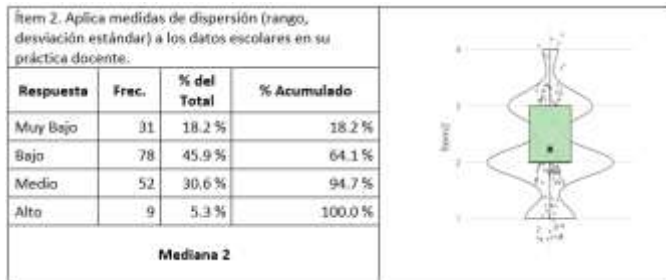


Fig. 3 Distribución de respuestas del ítem “Aplicación de medidas de dispersión”

Los resultados del ítem 3 evidencian que el 54.7% de los participantes se concentra entre los niveles Muy bajo y Bajo, lo cual indica un nivel inicial limitado en la capacidad para seleccionar técnicas estadísticas apropiadas en función del tipo de información educativa recolectada. La mediana = 2 confirma esta tendencia hacia niveles bajos, y el diagrama de violín muestra una concentración de respuestas alrededor del valor 2, con dispersión moderada hacia niveles medios y altos (ver Figura 4).



Fig. 4 Distribución de respuestas del ítem “Selección de técnicas estadísticas”

Los resultados del ítem 4 señalan que el 51.8% de los participantes se concentra entre los niveles Muy bajo y Bajo, lo cual indica un nivel inicial limitado en la utilización de información de docentes, DECE y coordinadores para analizar el desempeño estudiantil. La mediana = 2 confirma esta tendencia hacia niveles bajos, y el diagrama de violín muestra una concentración de respuestas alrededor del valor 2, con dispersión moderada hacia niveles medios y altos (ver Figura 5).

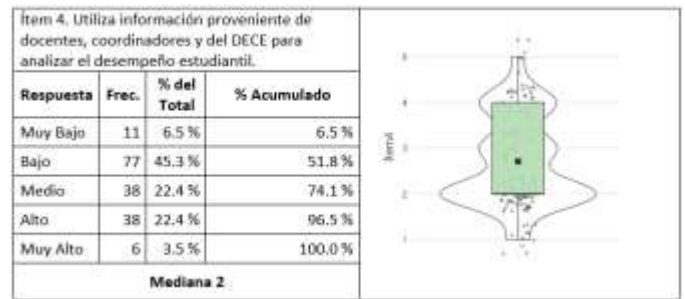


Fig. 5 Distribución de respuestas del ítem “Información de docentes, coordinadores y DECE”

Los resultados del ítem 5 indican que el 45.9% de los participantes se concentra entre los niveles Muy bajo y Bajo, lo cual indica un nivel inicial limitado en la utilidad de la información proveniente de padres y/o representantes legales para complementar el análisis del desempeño académico. La mediana = 3 confirma esta tendencia hacia niveles bajos, y el diagrama de violín muestra una concentración de respuestas por debajo de 3, con dispersión moderada hacia niveles medios y altos (ver Figura 6).

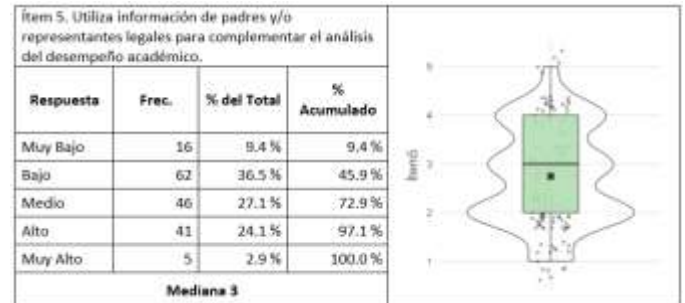


Fig. 6 Distribución de respuestas del ítem “Información de padres y/o representantes legales”

Los resultados del ítem 6 evidencian una distribución asimétrica, con predominio de niveles bajos de desempeño, ya que el 48.2% de los estudiantes se ubica en “Muy Bajo” y “Bajo”, mientras que solo el 24.1% alcanza niveles altos. La mediana situada en el nivel “Medio” (3) indica que al menos la mitad del grupo no supera este umbral, lo que, desde una perspectiva pedagógica, pone de manifiesto la necesidad de implementar estrategias de apoyo temprano orientadas a fortalecer habilidades básicas y reducir la brecha entre niveles de desempeño (ver Figura 7).



Fig. 7 Distribución de respuestas del ítem “Interpreta los resultados del análisis descriptivo”.

Los resultados del ítem 7 muestran una distribución marcadamente sesgada hacia niveles críticos de desempeño: el 72.9% de los estudiantes se ubica en las categorías “Muy Bajo” (29.4%) y “Bajo” (43.5%), lo que se refleja en la mayor densidad del diagrama de violín en los valores 1 y 2. La mediana (2) confirma que al menos la mitad del grupo no alcanza el nivel mínimo esperado, mientras que la reducida proporción en “Alto” y “Muy Alto” (11.2%) evidencia la escasez de desempeños avanzados (ver Figura 8).

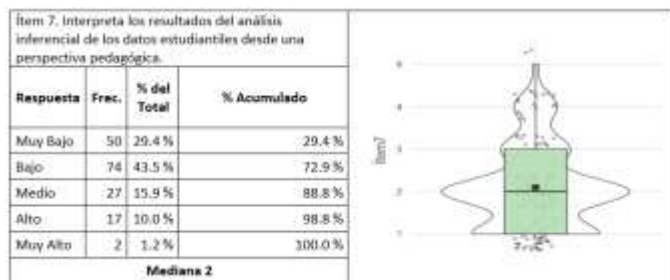


Fig. 8 Distribución de respuestas del ítem “Interpreta los resultados del análisis inferencial”

El análisis del ítem 8, muestra una distribución crítica: el 50% del alumnado se concentra en los niveles "Muy Bajo" (6.5%) y "Bajo" (43.5%), reflejado en el ensanchamiento del diagrama de violín en los valores 1 y 2, lo que evidencia una alta densidad de estudiantes con desempeño deficitario. La mediana (2.5), ubicada entre "Bajo" y "Medio", confirma que la mitad del grupo no alcanza el nivel intermedio, mientras que el estrechamiento progresivo del violín hacia los niveles superiores (solo 26.5% en "Alto" y "Muy Alto") subraya la escasa proporción de participantes con logros sólidos (ver Figura 9).

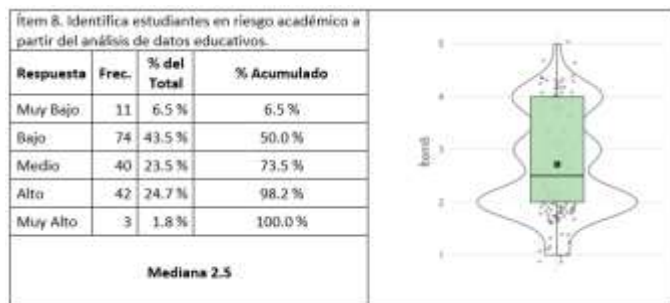


Fig. 9 Distribución de respuestas del ítem “Identifica estudiantes en riesgo académico”

3.2.2 Análisis descriptivo por dimensión del pretest

La Fig. 10 presenta los diagramas de violín con cajas y bigotes correspondientes a las tres dimensiones evaluadas en el Pretest.

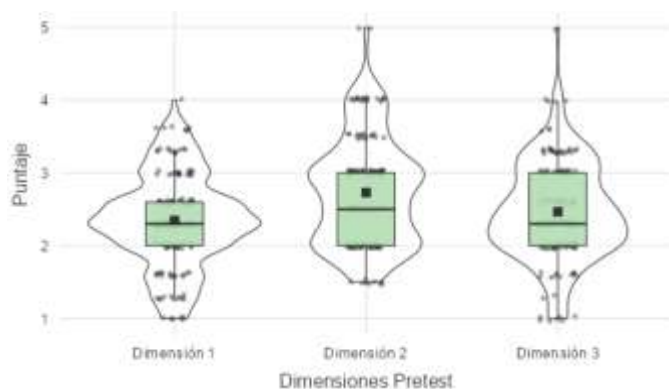


Fig. 10 Diagramas de violín con cajas y bigotes correspondientes a las tres dimensiones del Pretest

Los resultados iniciales muestran diferencias entre las dimensiones evaluadas. En la D1 análisis estadístico, la mediana se sitúa ligeramente por encima del nivel bajo, con concentración de respuestas entre los niveles 2 y 3, lo que evidencia un dominio inicial limitado de procedimientos estadísticos. En la D2 integración de información educativa, la mediana se aproxima al nivel medio y presenta mayor dispersión, indicando un desarrollo inicial más favorable, aunque heterogéneo. En la D3 interpretación pedagógica, la mediana se ubica entre los niveles bajo y medio, reflejando dificultades para traducir los resultados del análisis de datos en decisiones pedagógicas. En conjunto, el patrón descriptivo evidencia mayores fortalezas iniciales en la integración de información educativa que en el análisis estadístico y la interpretación pedagógica, lo que justifica la pertinencia de la intervención formativa apoyada en el asistente virtual.

3.3 Fase II. Implementación del asistente virtual

La implementación del asistente virtual se desarrolló durante las clases de posgrado de la asignatura Analítica del Aprendizaje, integrándose como recurso de acompañamiento pedagógico y analítico. Inicialmente, se proporcionaron orientaciones sobre su propósito, rol formativo y lineamientos de seguridad, privacidad y uso ético de la información educativa. Posteriormente, se explicó el flujo de interacción del asistente, concebido como un acompañante experto que guía el análisis de datos mediante preguntas orientadoras y retroalimentación pedagógica, sin explicitar sus procesos internos de razonamiento.

El asistente UBE-Analítica de Aprendizaje fue puesto a disposición de los participantes mediante el siguiente enlace: https://gemini.google.com/gem/11LSY_4mDVI0GW-rsknHYicYIk45gg4Wv?usp=sharing para organizar y analizar datos educativos reales de su práctica docente, integrando información académica y contextual. Durante este proceso, el asistente orientó la selección y aplicación de procedimientos estadísticos descriptivos e inferenciales, articulando el análisis cuantitativo con la interpretación pedagógica de los resultados. Asimismo, se promovió el uso del software Jamovi como herramienta principal para el análisis estadístico, con apoyo

específico del asistente para la interpretación de salidas, tablas y gráficos. La mediación pedagógica se complementó con recursos multimedia, fortaleciendo una experiencia de aprendizaje situada y orientada a la toma de decisiones educativas basadas en datos.

3.4 Fase III Aplicación del postest

Se elaboraron tablas de frecuencias y se emplearon diagramas de violín combinados con gráficos de cajas y bigotes, lo que permitió evaluar el nivel de desarrollo de las competencias en analítica del aprendizaje y analizar la utilidad pedagógica del asistente virtual basado en inteligencia artificial.

3.4.1 Análisis descriptivo por ítem del postest

Los resultados del ítem 1 evidencian una percepción mayoritariamente positiva del fortalecimiento de esta competencia, con el 68,2% (59.4% más 8.8%) de las respuestas concentradas en los niveles Alto y Muy Alto, y una mediana de 4. El diagrama de violín con cajas y bigotes muestra una concentración marcada en torno al valor 4, con una leve asimetría hacia valores superiores y una dispersión moderada, lo que indica consistencia en la percepción de mejora tras la intervención (ver Figura 11).



Fig. 11 Distribución de respuestas del ítem “He mejorado mi capacidad para analizar datos académicos”

En el ítem 2 se observa que el 56.5% (51.2% más 5.3%) de las respuestas se concentra en los niveles Alto y Muy Alto, seguido de un 30.6% en el nivel Medio. La mediana también alcanza el valor de 4, lo que evidencia que el asistente virtual facilitó la integración de múltiples fuentes de información educativa, superando el enfoque tradicional centrado exclusivamente en las calificaciones. El diagrama de violín presenta una mayor amplitud, con densidad entre los valores 3 y 4, evidenciando variabilidad moderada en el grado de apropiación de esta competencia (ver Figura 12).



Fig. 12 Distribución de respuestas del ítem “Integro con mayor facilidad datos académicos y no académicos”

Los valores del ítem 3 presentan uno de los resultados más favorables del postest. El 47.1% de los participantes se sitúa en el nivel Muy Alto y el 36.5% en Alto, acumulando más del 83 % de respuestas en los niveles superiores de la escala. La mediana de 4 confirma un fortalecimiento notable en la capacidad de interpretación pedagógica de los resultados estadísticos, aspecto clave de la analítica del aprendizaje. El diagrama de violín muestra una concentración clara en los valores superiores y una reducción notable de respuestas en niveles bajos, lo que indica un fortalecimiento consistente de la interpretación pedagógica de los resultados estadísticos (ver Figura 13).



Fig. 13 Distribución de respuestas del ítem “Interpreto los resultados del análisis de datos con mayor claridad pedagógica”

Los resultados del ítem 4 reflejan una valoración positiva del asistente virtual como apoyo al análisis estadístico. El 64.7% (34.1% más 30.6%) de los docentes se ubica en los niveles Alto y Muy Alto, mientras que el 20.6% se concentra en el nivel Medio. La mediana de 4 indica que el recurso tecnológico fue percibido como una herramienta eficaz para facilitar los procedimientos analíticos en contextos educativos reales. El diagrama de violín evidencia una alta densidad en torno al valor 4 y una dispersión moderada, lo que sugiere una percepción favorable y relativamente homogénea del recurso tecnológico (ver Figura 14).

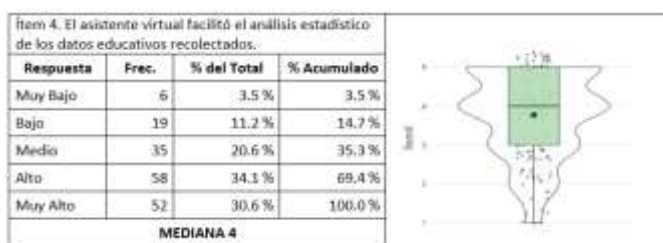


Fig. 14 Distribución de respuestas del ítem “El asistente virtual facilitó el análisis estadístico”

Los resultados del ítem 5 señalan que el 58,8% (44.7% más 14.1%) de las respuestas se concentra en los niveles Alto y Muy Alto, con una proporción relevante (18.8%) en el nivel Medio. La mediana se mantiene en 4, lo que sugiere que el asistente no solo apoyó el cálculo estadístico, sino también la comprensión y traducción pedagógica de los resultados obtenidos. El diagrama de violín muestra una distribución equilibrada entre los valores 3 y 4, evidenciando una variabilidad moderada asociada a diferencias en los niveles previos de competencia (ver Figura 15).



Fig. 15 Distribución de respuestas del ítem “El asistente virtual me ayudó a interpretar los resultados del análisis de datos”

Los resultados del ítem 6 evidencian que el 59.4% (37.6% más 21.8%) de los participantes percibe un uso efectivo del asistente virtual en la toma de decisiones pedagógicas, ubicándose en los niveles Alto y Muy Alto. La mediana de 4 confirma que el asistente fue integrado de manera funcional en la práctica docente, favoreciendo decisiones basadas en datos. El diagrama de violín evidencia una concentración clara en los valores altos, con una mediana de 4 y una dispersión controlada. La forma del violín indica que la mayoría de los docentes incorporó el asistente virtual como un recurso funcional para la toma de decisiones pedagógicas, reduciéndose la presencia de valores bajos o neutrales (ver Figura 16).

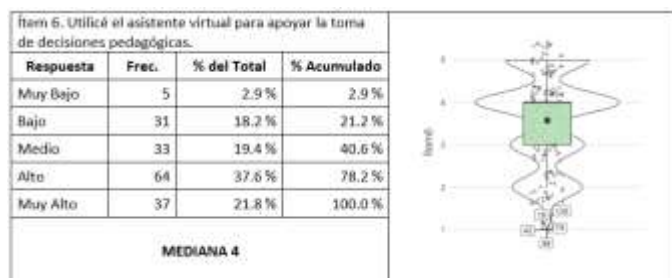


Fig. 16 Distribución de respuestas del ítem “Utilicé el asistente virtual para la toma de decisiones pedagógicas”

A diferencia de los ítems anteriores, el ítem 7 presenta una distribución más equilibrada. Aunque el 47% (23.5% más 23.5%) se ubica en los niveles Alto y Muy Alto, predomina el nivel Medio, con una mediana de 3 que refleja una percepción moderada del aporte del asistente en la identificación de estudiantes en riesgo. El diagrama de violín muestra una dispersión más simétrica, evidenciando heterogeneidad en las percepciones y señalando esta dimensión como un área de mejora, posiblemente asociada a la incorporación de variables contextuales y socioemocionales adicionales (ver Figura 17).

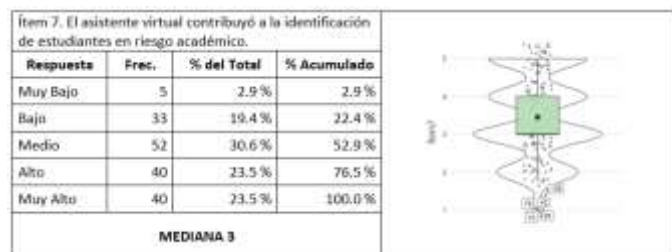


Fig. 17 Distribución de respuestas del ítem “El asistente virtual contribuyó a la identificación de estudiantes en riesgo académico”

Los resultados del ítem 8 muestran que el 58.8% (21.2% más 37.6%) de los docentes se ubicó en los niveles Alto y Muy Alto, con una mediana de 4. Esto evidencia que el asistente virtual contribuyó al diseño de intervenciones pedagógicas tempranas y fundamentadas en el análisis de datos educativos. El diagrama de violín confirma la concentración de respuestas en los valores 4 y 5, con baja dispersión (ver Figura 18).

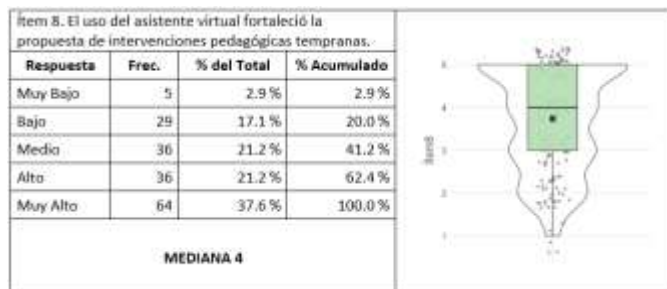


Fig. 18 Distribución de respuestas del ítem “El uso del asistente virtual fortaleció la propuesta de intervenciones pedagógicas tempranas”

Los resultados del ítem 9 evidencian una valoración global positiva del asistente virtual: el 75.3% (42.4% más 32.9%) de los participantes se ubica en los niveles Alto y Muy Alto, con una mediana de 4 que confirma su utilidad como apoyo a la práctica docente y a la analítica del aprendizaje. El diagrama de violín muestra una distribución sesgada hacia los valores superiores, reforzando esta percepción favorable (ver Fig. 19).



Fig. 19 Distribución de respuestas del ítem “Considero que el asistente virtual es útil para mi práctica docente”

3.4.2 Análisis descriptivo por dimensión del postest

La Fig. 20 presenta los diagramas de violín con cajas y bigotes correspondientes a las tres dimensiones evaluadas en el Postest.

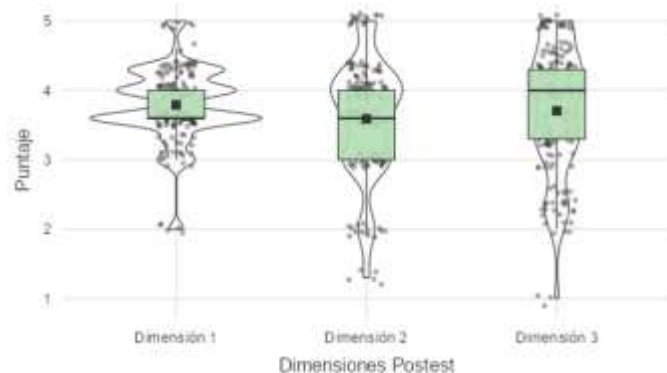


Fig. 20 Diagramas de violín con cajas y bigotes correspondientes a las tres dimensiones del Postest

Los resultados del postest muestran un impacto diferenciado del asistente virtual en las dimensiones evaluadas. En la D1, la mediana (~3.6) y la media la más alta de las tres, indican un nivel de logro entre medio y alto, con dispersión moderada, lo que sugiere un fortalecimiento relativamente consistente de las competencias analíticas, aunque con variabilidad entre los participantes. En la D2, la mediana y la media también se sitúan alrededor de 3.6, reflejando una valoración positiva del uso del asistente para integrar información educativa; sin embargo, la mayor dispersión evidencia diferencias en el grado de apropiación funcional de la herramienta. Por su parte, la D3 presenta la mediana más alta (~4) y una concentración predominante en valores elevados, lo que indica una percepción claramente favorable y consistente de la utilidad pedagógica del asistente, aunque con mayor heterogeneidad en las valoraciones. En conjunto, los resultados sugieren que el impacto del asistente es más inmediato en la utilidad pedagógica y la toma de decisiones educativas, mientras que el desarrollo de competencias analíticas y el uso operativo del asistente constituyen procesos de consolidación progresiva que requieren acompañamiento formativo y práctica sistemática.

3.5 Análisis inferencial

3.5.1 Prueba de Wilcoxon para muestras relacionadas

Dado que las dimensiones de ambos instrumentos evalúan constructos relacionados, pero no equivalentes en su totalidad, no se realizó una comparación global entre el pretest y el postest. En su lugar, se aplicó la prueba de Wilcoxon para muestras relacionadas, focalizada exclusivamente en las dimensiones conceptualmente equivalentes, en concordancia con los principios metodológicos de los diseños cuasi-experimentales, que establecen que las comparaciones pre-post deben efectuarse únicamente entre mediciones del mismo constructo o de constructos funcionalmente equivalentes [26][27].

En este caso, se comparó la D1 del pretest (Análisis estadístico de datos educativos), que mide el nivel inicial de competencias analíticas del maestrante, con la D1 del postest (Mejora de competencias analíticas), que evalúa la percepción de mejora tras la intervención con el asistente virtual. Aunque no son idénticas en su formulación, ambas comparten el constructo central de competencias en analítica del aprendizaje, lo que justifica metodológicamente la comparación inferencial realizada y respalda la validez del contraste estadístico.

Los resultados evidencian diferencias estadísticamente significativas entre ambas mediciones, con un estadístico $W = 132$ y un valor $p < .001$, lo que permite rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alternativa, indicando la existencia de cambios significativos tras la intervención (ver Tabla 3).

Adicionalmente, el tamaño del efecto, calculado mediante la correlación biseriada de rangos, fue $r = -0.980$, lo cual representa un efecto muy grande, evidenciando que la diferencia observada no solo es estadísticamente significativa,

sino también relevante desde el punto de vista práctico y educativo (ver Tabla 4).

Desde el punto de vista descriptivo, se observa un incremento notable en el desempeño de los participantes, pasando de una media de 2.35 (Mediana = 2.30) en el pretest a una media de 3.79 (Mediana = 3.60) en el postest, lo que refleja una mejora sustancial en las competencias evaluadas con el uso del asistente virtual (ver Tabla 5).

En conjunto, estos resultados confirman que la intervención tuvo un impacto significativo en el fortalecimiento de las competencias analíticas de los participantes en la D1.

TABLA III
PRUEBA PARA MUESTRAS APAREADAS W. DE WILCOXON

Estadístico p				
D1-Pretest	D1-Posttest	W de Wilcoxon	132 ^a	< .001

Nota. $H_0: \mu \text{ Medida 1} - \text{Medida 2} \neq 0$

^a 6 par(es) de valores estaban repetidos

TABLA IV
TAMAÑO DEL EFECTO W. DE WILCOXON

Estadístico p						Tamaño del efecto
D1-Pretest	D1-Posttest	W de Wilcoxon	132 ^a	< .001	Correlación biseriada de rangos	-0.980

Nota. $H_0: \mu \text{ Medida 1} - \text{Medida 2} \neq 0$

^a 6 par(es) de valores estaban repetidos

TABLA V
DESCRIPTIVOS D1-PRETEST Y D1-POSTEST

	N	Media	Mediana	DE	EE
D1-Pretest	170	2.35	2.30	0.638	0.0490
D1-Posttest	170	3.79	3.60	0.547	0.0420

3.5.2 Coeficiente de correlación de Spearman

Dado el carácter ordinal de los datos y la no verificación de los supuestos de normalidad, se empleó el coeficiente de correlación Rho de Spearman (ρ) para identificar asociaciones significativas entre las dimensiones D1 (mejora de competencias analíticas), D2 (uso del asistente virtual) y D3 (utilidad pedagógica percibida) del postest. Este análisis permitió aportar evidencia empírica sobre la relación entre el uso del asistente virtual y su impacto percibido en el fortalecimiento de las competencias analíticas y en el proceso formativo de los docentes participantes.

En la tabla 6 se observa que existe una correlación positiva moderada entre la D1 y la D3 ($\rho = 0.475$), con una significancia estadística $p < .001$ ($gl = 168$), lo que evidencia una asociación estadísticamente significativa entre ambas dimensiones. Este resultado sugiere que, a mayor percepción de utilidad pedagógica del asistente virtual, mayor es la mejora reportada en las competencias analíticas, mostrando una relación consistente y relevante.

Asimismo, se observó una correlación positiva alta entre la D2 y la D3 ($\rho = 0.727$), con significancia $p < .001$ ($gl = 168$), evidenciando una asociación fuerte y altamente significativa. Esto indica que a mayor uso del asistente virtual, mayor es la utilidad pedagógica percibida, respaldando empíricamente que el nivel de interacción con el asistente virtual se vincula directamente con el valor formativo atribuido por los docentes.

En conjunto, los hallazgos muestran que las dimensiones analizadas presentan correlaciones positivas y estadísticamente significativas, destacándose especialmente la fuerte asociación entre el uso del asistente virtual (D2) y la utilidad pedagógica percibida (D3).

TABLA VI
MATRIZ DE CORRELACIONES POR DIMENSIÓN POSTEST

		D1	D2	D3
D1	Rho de Spearman	—		
	gl	—		
	valor p	—		
D2	Rho de Spearman	0.213	—	
	gl	168	—	
	valor p	0.005	—	
D3	Rho de Spearman	0.475	0.727	—
	gl	168	168	—
	valor p	< .001	< .001	—

IV. DISCUSIÓN

Los resultados confirman que la integración de un asistente virtual basado en inteligencia artificial generativa fortalece significativamente las competencias docentes en analítica del aprendizaje cuando se concibe como mediador pedagógico y no solo como recurso tecnológico, en coherencia con [3]. Este hallazgo coincide con [29], quienes sostienen que la IA generativa puede ampliar el ciclo de la analítica del aprendizaje al favorecer la interpretación interactiva de datos, la personalización y el diseño de intervenciones adaptativas. De igual modo, se relaciona con [30], quienes advierten que el acceso a tecnologías no garantiza por sí solo el uso pedagógico de los datos, pues se requiere alfabetización de datos docente, acompañamiento y condiciones formativas que favorezcan su apropiación.

Descriptivamente, la D3 (utilidad pedagógica percibida) alcanzó los mayores niveles de logro, lo que evidencia que los docentes valoran herramientas que facilitan la interpretación educativa de los datos y la toma de decisiones fundamentadas [6]. En contraste, las D1 y D2, vinculadas a competencias analíticas y uso operativo, mostraron niveles intermedios y mayor dispersión, lo que sugiere que estas habilidades requieren formación continua y acompañamiento sistemático [8]. Este comportamiento resulta consistente con [31], quienes señalan que la alfabetización de datos docente no se limita al dominio técnico, sino que integra conocimientos, habilidades, disposiciones, aplicaciones pedagógicas y comportamientos profesionales para el uso responsable de la información educativa.

El análisis inferencial confirmó diferencias significativas entre pretest y postest en la D1, con un tamaño del efecto muy grande, lo que demuestra un impacto sustantivo y educativamente relevante de la intervención, acorde con los criterios de relevancia práctica señalados por [27]. Asimismo, las correlaciones positivas entre las dimensiones del postest evidencian coherencia interna del modelo: el desarrollo de competencias analíticas se asocia con mayor utilidad pedagógica percibida [9], y el uso frecuente del asistente con una comprensión más profunda de su potencial formativo [13].

Desde una perspectiva pedagógica y ética, los hallazgos muestran que el asistente no solo optimiza el análisis de datos, sino que contribuye a resignificar la analítica del aprendizaje como una práctica formativa orientada a decisiones responsables y contextualizadas, en línea con [28].

En conjunto, el impacto es más inmediato en la dimensión pedagógica, mientras que las competencias analíticas y operativas requieren procesos sostenidos, lo que respalda la pertinencia del modelo y aporta evidencia para futuras intervenciones con IA generativa en la formación docente.

V. CONCLUSIONES

El análisis descriptivo del postest evidencia un impacto diferenciado del asistente virtual en las dimensiones evaluadas, con medianas similares en las Dimensiones 1 y 2 (≈ 3.6) y una mediana superior en la Dimensión 3 (4). La mayor concentración de los datos por encima de la mediana en las Dimensiones 2 y 3 indica una apropiación pedagógica significativa del asistente, especialmente en relación con su utilidad para la toma de decisiones educativas.

La D1 presenta menor dispersión y una media relativamente alta, lo que sugiere un fortalecimiento más homogéneo de las competencias analíticas entre los participantes. No obstante, los resultados muestran que el impacto del asistente es más inmediato en la D3, vinculada a la utilidad pedagógica, mientras que el desarrollo de competencias analíticas y el uso operativo del asistente requieren procesos de consolidación progresiva mediante la práctica y el acompañamiento formativo.

Desde el enfoque inferencial, la prueba de Wilcoxon aplicada a la D1 evidenció diferencias estadísticamente significativas entre el pretest y el postest, con un tamaño del efecto muy grande, confirmando que la mejora observada en las competencias analíticas es significativa y relevante desde el punto de vista educativo. Este resultado se ve respaldado por el desplazamiento sustancial de las medidas de tendencia central tras la intervención.

El análisis de correlación de Spearman reveló relaciones positivas entre la mejora de las competencias analíticas y la utilidad pedagógica percibida, así como entre el uso del asistente virtual y dicha utilidad, lo que evidencia que una mayor interacción con el asistente se asocia con mejores resultados analíticos y una valoración pedagógica más favorable.

En conjunto, los análisis confirman que el asistente virtual UBE-Analítica de Aprendizaje actuó como un mediador pedagógico eficaz, integrando el análisis estadístico con la interpretación educativa de los datos y consolidando la analítica del aprendizaje como un recurso formativo orientado a la toma de decisiones pedagógicas fundamentadas.

Finalmente, la evidencia empírica respalda la pertinencia del modelo propuesto y demuestra que los asistentes virtuales basados en inteligencia artificial generativa, diseñados bajo principios pedagógicos y éticos claros, generan impactos significativos en la formación docente de posgrado. En consecuencia, se recomienda su implementación en otros programas de maestría y contextos educativos, dado su alto potencial de transferibilidad institucional y curricular para fortalecer competencias analíticas y procesos de intervención pedagógica basada en datos.

REFERENCES

- [1] Society for Learning Analytics Research. (2025). "What is learning analytics?," SoLAR. <https://www.solaresearch.org/about/what-is-learning-analytics/>
- [2] de la Iglesia Villasal, M. C. (2019). Presentación. Analíticas del aprendizaje: clasificación, descripción y predicción del aprendizaje de los estudiantes. Revista Iberoamericana de Educación, 80(1), 9–11. <https://doi.org/10.35362/rie8013487>
- [3] Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. Obtenido de EDUCAUSE Review: <https://er.educause.edu/articles/2011/9/penetrating-the-fog-analytics-in-learning-and-education>.
- [4] Solís Chaverri, B., & Guillén Cordero, N. (2025). Integración de la inteligencia artificial en la mediación pedagógica de la Educación Comercial: oportunidades y desafíos. ParadigmaRevista de Investigación Educativa, 32(54), 131-144. doi: <https://doi.org/10.5377/paradigma.v32i54.21534>
- [5] López Fernández R, Sánchez Gálvez S, Quintana Álvarez MR, Gómez Rodríguez VG. (2024). Valoraciones teóricas sobre el concepto de analítica del aprendizaje. Mendeive Rev Educ. 22(1):e3699. Disponible en: <https://mendeive.upr.edu.cu/index.php/MendeiveUPR/article/view/3699>.
- [6] Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. International Journal of Technology Enhanced Learning, 4(5–6), 304–317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- [7] Zhong, L. (2015). A systematic overview of learning analytics in higher education. Journal of Educational Technology Development and Exchange (JETDE), 8(2). <https://doi.org/10.18785/jetde.0802.03>.
- [8] Ifenthaler, D. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review. Educational Technology Research and Development, 68, 1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>.
- [9] Ruipérez-Valiente JA. (2020). El proceso de implementación de analíticas de aprendizaje. RIED Rev Iberoam Educ Distancia. 2020;23(2):88-101. doi: 10.5944/ried.23.1.26283. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=331463171005>
- [10] Švábenský V, Borchers C, Fortuna E, Cloude EB, Gašević D. (2026). Fifteen years of learning analytics research: topics, trends, and challenges. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2601.07629>.
- [11] Almutairi M, Alamry A, Rahman G, Abdulhakim Mudhsh B. (2025). The role of AI-powered learning analytics in enhancing EFL curriculum design and learning outcomes in higher education. Int J Innov Res Sci Stud. 8(7):477-487. <https://doi.org/10.53894/ijirss.v8i7.10480>
- [12] Zambrana Copaja R. (2025) "La inteligencia artificial como herramienta para el análisis del rendimiento estudiantil: una revisión desde la analítica del aprendizaje," Educational Regent Multidisciplinary Journal, vol. 2, no. 3, pp. 1–12. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/10364680.pdf>
- [13] Yan L, Martinez-Maldonado R, Gašević D. (2023). "Generative artificial intelligence in learning analytics: Contextualising opportunities and challenges through the learning analytics cycle," arXiv:2312.00087. <https://arxiv.org/abs/2312.00087>
- [14] Echeverría Quiñonez B, Otero Mendoza L. (2025). Inteligencia artificial generativa como herramienta pedagógica: una revisión sistemática sobre su impacto en los procesos de enseñanza-aprendizaje. SAGA. 2(3):537-550. doi:10.63415/saga.v2i3.223.
- [15] López-Regalado Ó, Núñez-Rojas N, López-Gil Ó, Sánchez-Rodríguez J. (2024). "Análisis del uso de la inteligencia artificial en la educación universitaria: una revisión sistemática," Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación, no. 70, pp. 97–122. <https://doi.org/10.12795/pixelbit.106336>
- [16] Echeverría Guzmán, Á. Y., Guzmán Hernández, R., Rumbaut Rangel, D., Robinson Aguirre, J. O., García Hevia, S., & Tolozano Lapiere, G. N. (2025). Educación en la era digital: Inteligencia artificial y metodología cuantitativa para la investigación. Live Working Editorial. <https://liveworkingeditorial.com/wp-content/uploads/2025/04/Libro-Educacion-en-la-era-digital.pdf>
- [17] Hernández-Sampieri R, Fernández-Collado C, Baptista-Lucio MP. Metodología de la investigación. 6a ed. México: McGraw-Hill; 20.
- [18] Intriago-Delgado, Y. M., Vergara-Ibarra, J. L., & López-Fernández, R. (2023). Uso de los recursos didácticos, desde la analítica de aprendizaje en las transformaciones de la enseñanza de las matemáticas en la geometría plana. MQRInvestigar, 7(3), 2278–2296. <https://doi.org/10.56048/MQR20225.7.3.2023.2278-2296>
- [19] Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches (5th ed.). SAGE.
- [20] Escobar-Pérez J, Cuervo-Martínez Á. (2008). Validez de contenido y juicio de expertos: una aproximación a su utilización. Av Medición. 6:27-36.
- [21] Galicia Alarcón AL, Balderrama Trápaga JA, Navarro RE. (2017). Validez de contenido por juicio de expertos: propuesta de una herramienta virtual. Apertura. 9(2):42-53. <https://doi.org/10.32870/ap.v9n2.993>
- [22] Cronbach LJ. (1951). "Coefficient alpha and the internal structure of tests," Psychometrika, vol. 16, no. 3, pp. 297–334, <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- [23] Tavakol M, Dennick R. (2011). "Making sense of Cronbach's alpha," International Journal of Medical Education, vol. 2, pp. 53–55. <https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>
- [24] Heale R, Twycross A. (2015). "Validity and reliability in quantitative studies," Evidence-Based Nursing, vol. 18, no. 3, pp. 66–67, <https://doi.org/10.1136/eb-2015-102129>
- [25] Lino Calle V, Carvajal Rivadeneira D, Muñoz Zambrano J, Intriago Delgado Y. (2024). "Jamovi como herramienta para el análisis de datos en la asignatura de estadística y diseño de experimentos," Revista Alcance, vol. 7, no. 1, pp. 73–83.
- [26] Campbell DT, Stanley JC. (1963) Experimental and quasi-experimental designs for research. Boston: Houghton Mifflin.
- [27] Shadish WR, Cook TD, Campbell DT. (2002). Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference. Boston: Houghton Mifflin.
- [28] Mérida Córdova EJ, Vergel Parejo EE, López Fernández R. (2025). "ScholarAI scholarly article search strategies with the Ayni method multi-neutrosophic for ethical information management in AI," Neutrosophic Sets and Systems, vol. 92, no. 1. https://digitalrepository.unm.edu/nss_journal/vol92/iss1/29
- [29] Yan L, Martinez-Maldonado R, Gašević D. (2024). Generative artificial intelligence in learning analytics: contextualising opportunities and challenges through the learning analytics cycle. In: Proceedings of the 14th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '24). New York: Association for Computing Machinery; p. 101-111. <https://doi.org/10.1145/3636555.3636856>
- [30] Michos K, Schmitz ML, Petko D. (2023). Teachers' data literacy for learning analytics: a central predictor for digital data use in upper secondary schools. Education and Information Technologies, vol, pages 14453-14471. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11772-y>
- [31] Lee J, Alonzo D, Beswick K, Abril JMV, Chew AW, Oo CZ. (2024). Dimensions of teachers' data literacy: a systematic review of literature from 1990 to 2021. Educational Assessment, Evaluation and Accountability, vol 36, pages 145-200. <https://doi.org/10.1007/s11092-024-09435-8>