

## OPTIMIZACIÓN DE LA PERSONALIZACIÓN EN EDUCACIÓN VIRTUAL: UN ENFOQUE MULTIVARIANTE

### OPTIMIZATION OF PERSONALIZATION IN VIRTUAL EDUCATION: A MULTIVARIATE APPROACH

Victor Javier Chicaiza Vinueza<sup>1</sup>  
Castro Cepeda Lidia del Rocío<sup>2</sup>

#### Resumen

Este trabajo investigativo tiene como objetivo evaluar el impacto de la personalización del aprendizaje en el rendimiento académico, la motivación y el compromiso de los estudiantes en el Instituto Tecnológico Argos. Se llevó a cabo un estudio cuasiexperimental con dos grupos: uno experimental, que recibió una intervención personalizada, y otro de control, que siguió un enfoque tradicional. Se utilizaron métodos estadísticos, incluyendo la prueba T para muestras apareadas y análisis descriptivos, para comparar las calificaciones de los exámenes pre y post-intervención. Los resultados mostraron que el GE tuvo un aumento significativo en su rendimiento académico, con una media de calificaciones que pasó de 7.67 a 8.58. En contraste, el GC presentó una ligera disminución en sus calificaciones. La prueba T para muestras apareadas mostró también diferencias en el rendimiento académico entre el GE y el GC ( $T = -7.20$ ,  $p < 0.001$ ). La encuesta a los participantes reveló que, aunque un 40% consideró que el nivel de personalización fue alto, existió una diversidad de opiniones sobre su efectividad en la mejora de la comprensión y en la adecuación. La satisfacción con la plataforma también reflejó resultados mixtos, donde el 33.3% y 23.3% de los encuestados se mostró satisfecho o muy satisfecho. El 26.7% se declara insatisfecho o muy insatisfecho. Las conclusiones destacan la efectividad de la personalización en la educación virtual, sugiriendo que este enfoque no solo mejora el rendimiento general, sino que también promueve un aprendizaje más homogéneo, aunque se requiere una atención continua a las expectativas individuales de los estudiantes para maximizar su impacto.

**Palabras clave:** Personalización del aprendizaje, Estilos de aprendizaje, Educación virtual, Enfoque multivariante

#### Abstract

This research work aims to evaluate the impact of personalization of learning on academic performance, motivation and commitment of students at the Instituto Tecnológico Argos. A quasi-experimental study was conducted with two groups: an experimental group, which received a personalized intervention, and a control group, which followed a traditional approach. Statistical methods, including the T-test for paired samples and descriptive analyses, were used to compare pre- and post-intervention test scores. The results showed that the GE had a significant increase in their academic performance, with mean scores increasing from 7.67 to 8.58. In contrast, the CG presented a slight decrease in their grades. The paired samples t-test also showed differences in academic performance between the SG and the CG ( $T = -7.20$ ,

Recepción: 25 de Septiembre de 2024/ Evaluación: 15 de Octubre de 2024/ Aprobado: 10 de Noviembre de 2024

<sup>1</sup> Director Técnico Zonal de Educación Especializada e Inclusiva en Zonal 4 - Ministerio de Educación Docente de la Universidad Tecnológico Universitario Argos, (Ecuador); Magister en Gerencia de Tecnologías de la Información por la Universidad Estatal de Milagro; Licenciado en Ciencias de la Educación mención en Informática y Programación por la Universidad Estatal de Milagro. E-mail: [victor.chicaiza@educacion.gob.ec](mailto:victor.chicaiza@educacion.gob.ec). ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3398-490X>.

<sup>2</sup> Docente de la Universidad Nacional de Chimborazo, Facultad de Ingeniería; E-mail. [lidia.castro@unach.edu.ec](mailto:lidia.castro@unach.edu.ec). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0471-2879>.

$p < 0.001$ ). The participant survey revealed that although 40% felt that the level of personalization was high, there was a diversity of opinions on its effectiveness in improving comprehension and appropriateness. Satisfaction with the platform also reflected mixed results, with 33.3% and 23.3% of the respondents being satisfied or very satisfied. 26.7% declared themselves dissatisfied or very dissatisfied. The findings highlight the effectiveness of personalization in virtual education, suggesting that this approach not only improves overall performance, but also promotes more homogeneous learning, although continued attention to individual student expectations is required to maximize its impact.

**Keywords:** Personalization of learning, Learning styles, Virtual education, Multivariate approach

### Introducción

La educación virtual ha experimentado un crecimiento exponencial en la última década, particularmente impulsado por la pandemia del COVID-19, que forzó a las instituciones educativas de todo el mundo a migrar hacia entornos de enseñanza en línea (Barreto Zambrano & Paredes-Labra, 2021). Este cambio acelerado ha revelado la necesidad de mejorar la personalización del aprendizaje, un enfoque que busca adaptar los contenidos y métodos pedagógicos a las necesidades individuales de cada estudiante. La UNESCO subraya la importancia de personalizar el aprendizaje para promover la equidad y la inclusión en la educación, especialmente en contextos donde los estudiantes enfrentan diversas barreras socioeconómicas y geográficas (2021). A medida que las tecnologías de la información y la comunicación (TICs) se integran cada vez más en el ámbito educativo, se vuelve esencial investigar cómo pueden emplearse para personalizar tanto los contenidos como las metodologías educativas, ajustándolos a las necesidades específicas de los estudiantes. (Ruggeri et al., 2022).

La personalización educativa se ha convertido en un enfoque clave para mejorar los resultados del aprendizaje, permitiendo que los estudiantes avancen a su propio ritmo y según sus necesidades individuales. Por ello la (OECD) Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos menciona "la personalización del aprendizaje permite que los estudiantes aprendan a su propio ritmo, en función de sus estilos y necesidades individuales, utilizando la tecnología como facilitador clave para mejorar los resultados educativos" (2019, p. 45). Este enfoque, que aprovecha las herramientas tecnológicas, permite una adaptación más efectiva de los contenidos y métodos de enseñanza, promoviendo una educación más equitativa y eficiente.

La literatura reciente destaca la importancia de las plataformas adaptativas en la educación virtual. Estas herramientas no solo facilitan el acceso a recursos educativos, sino que también utilizan algoritmos y análisis de datos para ofrecer experiencias de aprendizaje personalizadas (Alcívar Fajardo et al., 2022). Por ejemplo, plataformas como Edmodo y Knewton han demostrado ser efectivas para mejorar la participación y el rendimiento académico al ofrecer contenido ajustado a las necesidades específicas de los estudiantes. Según Martínez Ruiz, Torres Vargas y Segobia Ocaña (2020), los entornos de aprendizaje adaptativos han llevado a un aumento significativo en las calificaciones y en la satisfacción de los estudiantes. Sin embargo, a pesar de estos avances, aún se necesita una investigación más profunda que evalúe el impacto de la personalización en un contexto latinoamericano y su relación con el rendimiento académico y el compromiso estudiantil.

El presente estudio tiene como objetivo principal evaluar el impacto de la personalización del aprendizaje en el rendimiento académico, la motivación y el compromiso de los estudiantes en el Instituto Tecnológico Argos. Se plantea la hipótesis de que los estudiantes que participan en un entorno de aprendizaje virtual personalizado experimentarán un rendimiento académico

superior, una mayor motivación intrínseca y un compromiso más alto en comparación con aquellos que reciben instrucción a través de métodos tradicionales.

### **Fundamentos Teóricos**

#### **Conceptualización de la Personalización en la Educación Virtual**

La UNESCO recalca que "la educación a distancia no es simplemente una respuesta temporal a la crisis; es también una oportunidad para transformar los sistemas educativos y hacerlo más accesibles, equitativos y resilientes" (2020). En este sentido, la educación virtual ha sido un proceso clave para garantizar la continuidad educativa en un mundo digitalizado, especialmente durante la pandemia de COVID-19. Esta modalidad, basada en entornos digitales, permite el acceso flexible a contenidos y recursos educativos sin restricciones geográficas ni temporales (Garzón Dorado & Rodríguez Valencia, 2024). En los últimos años, la expansión de la tecnología ha facilitado su adopción a nivel global. Según Andrade Espín (2023), esta modalidad no solo es clave en la enseñanza universitaria, sino también en la formación continua, brindando oportunidades para una educación personalizada, ajustada a las necesidades de los estudiantes.

El alcance de la educación virtual no solo abarca la enseñanza básica o universitaria, sino también la formación continua y el desarrollo profesional. Esta modalidad facilita un aprendizaje autónomo y personalizado, ajustado a las necesidades, ritmos y estilos de aprendizaje de cada individuo (Andrade Espín, 2023). Además, la accesibilidad a materiales educativos y la posibilidad de interacción asincrónica han permitido que estudiantes de todas partes del mundo accedan a la educación de manera equitativa.

#### **La Personalización como Pilar en los Entornos Virtuales de Aprendizaje**

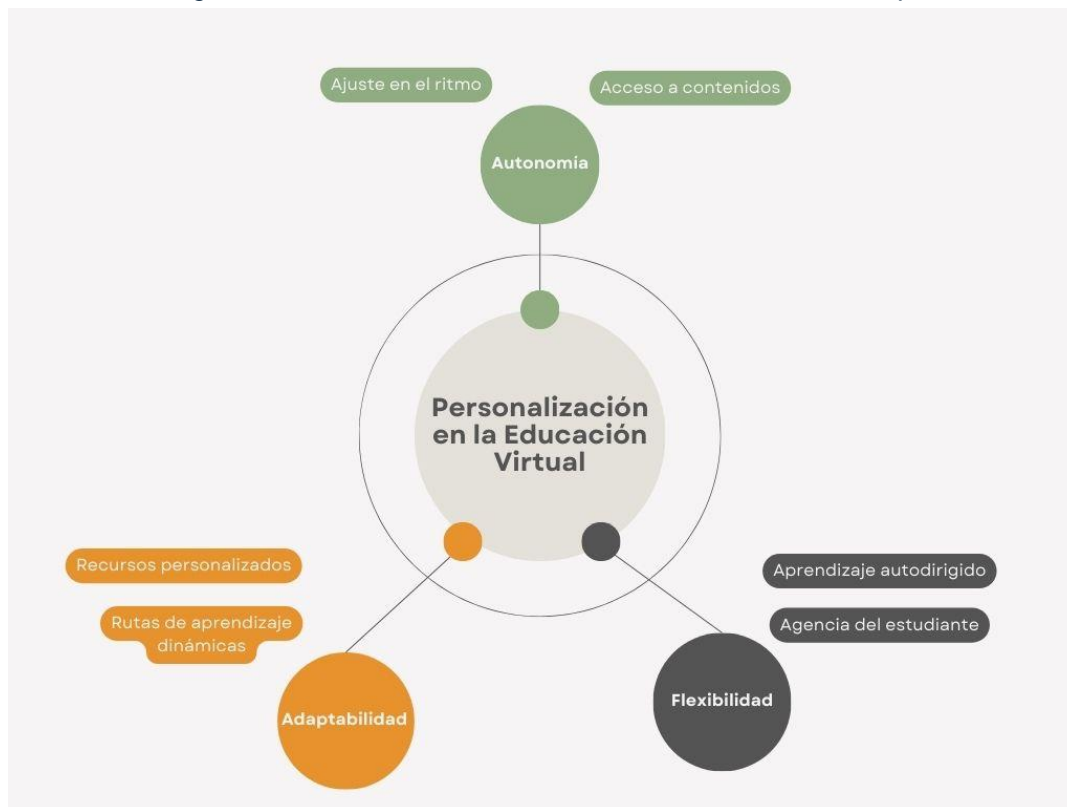
En el contexto de la educación virtual, la personalización se ha convertido en un pilar fundamental para mejorar la experiencia educativa de los estudiantes. A través de la tecnología, los entornos virtuales pueden ajustarse a las preferencias, habilidades y características individuales de los estudiantes, ofreciendo trayectorias de aprendizaje adaptadas (Guitart et al., 2020). Por lo que Garzón Dorado y Rodríguez Valencia mencionan que la personalización educativa permite que los docentes ajusten el contenido y los recursos en función de los intereses, necesidades y ritmo de aprendizaje de cada estudiante, optimizando así su rendimiento académico (2024).

Uno de los métodos más utilizados para personalizar los entornos educativos es la inteligencia artificial (IA). La IA permite el análisis de grandes cantidades de datos sobre los estudiantes, lo que facilita la creación de perfiles de aprendizaje personalizados y la recomendación de contenidos específicos para cada alumno (Andrade Espín, 2023). A nivel mundial, entidades como el Banco Mundial reconocen el potencial de la tecnología para personalizar la enseñanza y mejorar los resultados educativos, especialmente en contextos virtuales donde la interacción personalizada con el docente es más limitada (2020).

#### **Principios de la Personalización en Educación Virtual**

La personalización en la educación a distancia se basa en tres principios clave: flexibilidad, adaptabilidad y autonomía.

Figura. 1 Personalización en la Educación Virtual. Fuente Propia



La figura 1 presentado refleja los principios clave de la personalización en la educación virtual, Estos tres principios son fundamentales para optimizar el aprendizaje de los estudiantes, permitiéndoles acceder a un entorno educativo más ajustado a sus necesidades y estilos de aprendizaje.

La flexibilidad es un pilar crucial en la personalización de la educación a distancia. Como se muestra en el gráfico, este principio se desglosa en dos aspectos esenciales: el "ajuste en el ritmo" y el "acceso a contenidos". En un entorno flexible, los estudiantes pueden avanzar a su propio ritmo, revisando los contenidos cuando lo consideren necesario, lo que potencia su proceso de aprendizaje autónomo. El ajuste en el ritmo permite que los estudiantes gestionen su tiempo de manera más efectiva, especialmente en programas asincrónicos. Por otro lado, el acceso a contenidos garantiza que los recursos educativos estén siempre disponibles y accesibles desde cualquier lugar, promoviendo una experiencia de aprendizaje más inclusiva y equitativa (Garzón Dorado & Rodríguez Valencia, 2024).

Otro principio destacado en el mapa conceptual es la adaptabilidad, que se vincula con la capacidad de las plataformas de aprendizaje de ajustar los recursos y las rutas de aprendizaje según las características y necesidades individuales de los estudiantes. La personalización de recursos es fundamental, ya que permite adaptar los contenidos a diferentes estilos de aprendizaje, utilizando diversas herramientas tecnológicas, como sistemas basados en inteligencia artificial, que proporcionan recursos personalizados para cada estudiante (Andrade Espín, 2023). Asimismo, las rutas de aprendizaje dinámicas permiten que los estudiantes sigan trayectorias educativas que se ajustan a sus progresos y retroalimentación, haciendo el aprendizaje más eficiente y centrado en el usuario (Arango et al., 2020).

Finalmente, el principio de autonomía se relaciona con la capacidad de los estudiantes de dirigir su propio proceso de aprendizaje. Este aspecto se manifiesta en el gráfico a través de conceptos como el aprendizaje autodirigido y la agencia del estudiante. El aprendizaje autodirigido fomenta que los estudiantes tomen control de sus decisiones educativas,

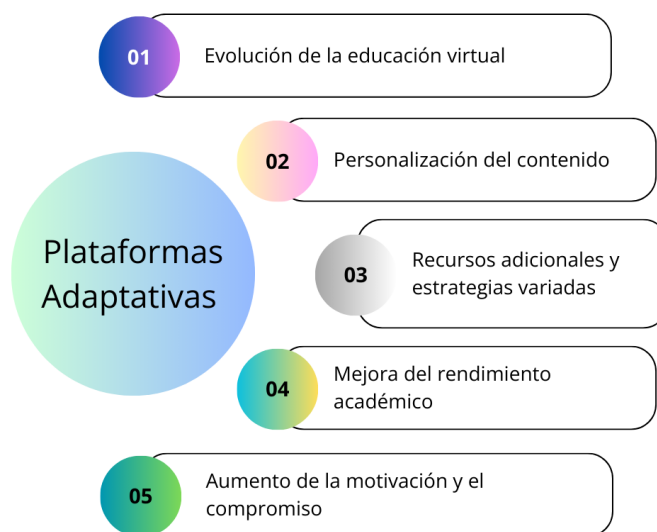
seleccionando contenidos y ritmos que se ajusten a sus propios intereses y tiempos (Guitart et al., 2020). A su vez, la agencia del estudiante se refiere a la capacidad de los alumnos para tomar decisiones activas sobre su propio aprendizaje, lo que refuerza su sentido de responsabilidad y compromiso con el proceso educativo.

### Plataformas Adaptativas en la Educación Virtual

La educación virtual ha evolucionado significativamente con la integración de plataformas adaptativas, que ofrecen experiencias de aprendizaje personalizadas basadas en las necesidades y características de cada estudiante. Estas plataformas utilizan tecnologías avanzadas para ajustar el contenido educativo, facilitando un aprendizaje más efectivo y motivador (Santos et al., 2020).

Las plataformas adaptativas se caracterizan por su capacidad para personalizar el contenido educativo en función del rendimiento y las preferencias del usuario. Estas características incluyen la recolección de datos en tiempo real sobre el progreso del estudiante, la adaptación del material según el nivel de dificultad apropiado y la retroalimentación instantánea (Khosravi et al., 2019). Además, estas plataformas pueden ofrecer recursos adicionales y estrategias de aprendizaje variadas, lo que permite a los educadores diseñar trayectorias de aprendizaje individualizadas. Según la investigación de Chang et al. (2021), la personalización no solo mejora el rendimiento académico, sino que también aumenta la motivación y el compromiso de los estudiantes.

Figura. 2 Plataformas Adaptativas. Fuente Propia



A continuación, se presentan las características de estas plataformas, así como ejemplos específicos como Edmodo y Knewton, y se realiza una comparación entre plataformas adaptativas y no adaptativas.

### Edmodo: Herramientas y Funcionalidades

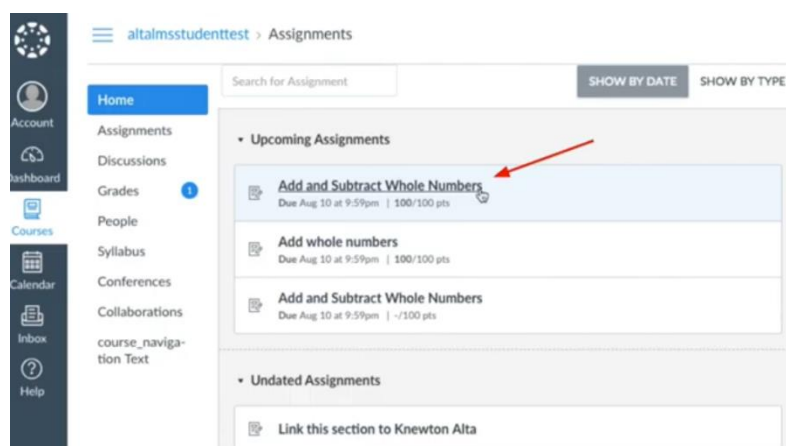
Edmodo es una de las plataformas de educación virtual más reconocidas, que proporciona una serie de herramientas diseñadas para facilitar la enseñanza y el aprendizaje colaborativo. Entre sus funcionalidades destacan la creación de grupos de estudio, el intercambio de recursos educativos, y la gestión de tareas y exámenes. La plataforma permite a los educadores realizar un seguimiento del progreso de los estudiantes a través de un sistema de análisis que identifica áreas de mejora (Edmodo, 2023). Además, su diseño intuitivo facilita la interacción y la comunicación entre estudiantes y docentes, fomentando un entorno de aprendizaje

colaborativo. Un estudio de Alavi et al. (2020) demuestra que el uso de Edmodo contribuye positivamente al desarrollo de habilidades de colaboración y comunicación entre los estudiantes.

### **Knewton: Algoritmos y Personalización del Contenido**

Knewton es otra plataforma adaptativa que utiliza algoritmos avanzados para personalizar el contenido educativo. Su tecnología de análisis de datos permite adaptar la experiencia de aprendizaje a las necesidades individuales de los estudiantes, proporcionando materiales y ejercicios personalizados que se ajustan a su estilo de aprendizaje y progreso (Knewton, 2023). Esta plataforma no solo identifica las áreas de dificultad de los estudiantes, sino que también predice el tipo de contenido que es más probable que les ayude a tener éxito. La investigación de Khosravi et al. (2019) indica que el uso de Knewton mejora significativamente los resultados de aprendizaje, especialmente en cursos de matemáticas y ciencias.

*Figura. 3 Plataforma Knewton.*



*Fuente: <https://www.knewton.com/learn>*

### **Comparación entre Plataformas Adaptativas y No Adaptativas**

La principal diferencia entre las plataformas adaptativas y las no adaptativas radica en su capacidad para personalizar el aprendizaje. Mientras que las plataformas tradicionales ofrecen un enfoque uniforme, sin tener en cuenta las diferencias individuales entre estudiantes, las plataformas adaptativas se centran en proporcionar experiencias de aprendizaje personalizadas (Dabbagh & Kitsantas, 2020). Esto se traduce en un aprendizaje más efectivo, ya que los estudiantes reciben contenidos y actividades que se alinean con sus habilidades y necesidades específicas. Un estudio comparativo realizado por Chen et al. (2021) reveló que los estudiantes que utilizaron plataformas adaptativas mostraron una mejora del 25% en su rendimiento académico en comparación con aquellos que usaron plataformas no adaptativas. Esta diferencia se atribuye a la capacidad de las plataformas adaptativas para mantener a los estudiantes comprometidos y motivados, al ofrecerles retos apropiados y recursos adecuados.

En resumen, las plataformas adaptativas están redefiniendo la educación virtual al ofrecer experiencias de aprendizaje personalizadas que se ajustan a las necesidades de cada estudiante. Ejemplos como Edmodo y Knewton demuestran cómo la tecnología puede optimizar la personalización del aprendizaje, mejorando no solo el rendimiento académico, sino también la motivación y el compromiso de los estudiantes. La comparación entre plataformas adaptativas y no adaptativas resalta la importancia de la personalización en la educación, haciendo evidente que el futuro del aprendizaje se dirige hacia modelos más centrados en el estudiante.

## Rendimiento, Motivación y Compromiso en Entornos Virtuales Personalizados

La personalización en la educación virtual ha surgido como un enfoque clave para mejorar el rendimiento, la motivación y el compromiso de los estudiantes. Estas dimensiones son esenciales para el aprendizaje efectivo y se interrelacionan en entornos que utilizan tecnologías educativas adaptativas. Este análisis se enfoca en cómo la optimización de la personalización impacta en estos aspectos fundamentales.

El rendimiento académico en entornos virtuales se refiere a la capacidad de los estudiantes para lograr resultados positivos en sus estudios a través de plataformas digitales. Martínez Ruiz, Torres Vargas y Segobia Ocaña (2020), discuten que la educación virtual, al proporcionar un acceso flexible a los recursos y un aprendizaje adaptado a las necesidades individuales, puede contribuir significativamente a mejorar el rendimiento académico de los estudiantes universitarios. En su estudio, encontraron que los estudiantes que interactúan con contenidos personalizados tienden a obtener calificaciones más altas que aquellos que participan en formatos de enseñanza más tradicionales. Esta personalización permite un aprendizaje más eficiente, ya que los estudiantes pueden avanzar a su propio ritmo y recibir retroalimentación inmediata sobre su desempeño.

Figura. 4 Estrategias de Motivación.



Fuente: <https://aprendizajeinteractivo.website/motivacion-en-entornos-virtuales-de-aprendizaje/>

La motivación académica se entiende como la fuerza que impulsa a los estudiantes a involucrarse en sus actividades educativas. Los modelos de motivación, como el de autodeterminación, destacan la importancia de la motivación intrínseca y extrínseca en el aprendizaje (Prieto et al., 2024). Según este modelo, los estudiantes que experimentan un aprendizaje relevante y significativo son más propensos a desarrollar una motivación intrínseca, lo que a su vez promueve un mayor compromiso y rendimiento académico. Garzón Dorado y Rodríguez Valencia (2024) enfatizan que la integración de la tecnología educativa para la personalización de recursos es esencial para fomentar esta motivación intrínseca, ya que proporciona a los estudiantes opciones que se alinean con sus intereses y estilos de aprendizaje. El compromiso estudiantil se refiere a la participación activa de los estudiantes en su proceso de aprendizaje y se puede desglosar en compromiso conductual, emocional y cognitivo (Sureda-García et al., 2021). Estas dimensiones son fundamentales para el éxito educativo, ya que un mayor compromiso suele traducirse en un mejor rendimiento. Rigo y Rovere (2021) afirman que la incorporación de tecnologías de la información y la comunicación (TIC) en la educación puede facilitar la creación de un entorno de aprendizaje más atractivo y motivador, lo que a su vez incrementa el compromiso de los estudiantes. Estos autores argumentan que el

uso adecuado de las TIC puede generar un espacio de interacción y participación que fomente el compromiso emocional y conductual.

La personalización en la educación virtual tiene un efecto notable sobre la motivación y el compromiso de los estudiantes. Alcívar Fajardo, Garcés Suárez y Garcés Suárez (2022) explican que la personalización permite que los estudiantes se sientan más conectados con el material de estudio, ya que se adapta a sus necesidades y preferencias individuales. Este sentido de relevancia es crucial para el aumento de la motivación y el compromiso. La retroalimentación personalizada y el reconocimiento del progreso son factores que contribuyen a mejorar el compromiso, ya que los estudiantes perciben que su esfuerzo es valorado y que tienen el control sobre su aprendizaje.

Los factores psicológicos que afectan el compromiso en entornos virtuales personalizados son múltiples y complejos. La autoeficacia, que se refiere a la creencia de los estudiantes en su capacidad para realizar tareas académicas, es un factor importante. Un alto nivel de autoeficacia se ha relacionado con un mayor compromiso y rendimiento académico. Además, la percepción de la relevancia del material y la posibilidad de interacción con otros estudiantes también son determinantes clave (Rigo & Rovere, 2021). La creación de un entorno de aprendizaje colaborativo que fomente la interacción social es fundamental para mantener el compromiso de los estudiantes, especialmente en entornos virtuales donde la conexión emocional puede verse afectada.

### **Impacto de la Personalización en la Educación Virtual**

La personalización en la educación virtual ha ganado una relevancia considerable en los últimos años, demostrando su potencial para influir en el rendimiento académico, la motivación de los estudiantes y la equidad educativa. Al permitir que los entornos de aprendizaje se adapten a las necesidades, intereses y estilos de aprendizaje individuales, la personalización puede optimizar los resultados del aprendizaje y mejorar la experiencia educativa en general (Morales Samayoa, 2024; Sepulveda-Escobar & Morrison, 2020).

La personalización en la educación virtual ha mostrado impactos positivos en el rendimiento académico. Al permitir que las plataformas educativas se adapten a las habilidades y conocimientos previos de los estudiantes, los programas personalizados ofrecen contenidos y actividades que responden a las necesidades específicas de cada individuo, facilitando su aprendizaje. En estudios recientes, Morales Samayoa (2024) encontró que la personalización educativa mejoró significativamente el rendimiento académico de los estudiantes, especialmente en áreas donde estos enfrentaban mayores dificultades. Este enfoque permite a los docentes identificar errores frecuentes y ajustar sus estrategias pedagógicas, lo que optimiza el proceso de enseñanza-aprendizaje (Gonzalez et al., 2019). Además, un entorno de aprendizaje adaptativo puede ayudar a los estudiantes a enfocarse en sus debilidades, lo que a su vez mejora los resultados generales (Velasco Suárez et al., 2023).

Uno de los principales beneficios de la personalización es su impacto positivo en la motivación y el compromiso del estudiante. Cuando los estudiantes perciben que el entorno de aprendizaje se adapta a sus preferencias y ritmos de aprendizaje, es más probable que se sientan motivados a participar activamente en las actividades académicas (Estévez Coral & Valencia Arguello, 2023). La personalización permite crear trayectorias educativas únicas que no solo aumentan la motivación intrínseca, sino que también fomentan el compromiso sostenido con el aprendizaje, ya que los estudiantes se sienten más valorados y comprendidos por la plataforma (Subiabre, 2023). El estudio de Estévez Coral y Valencia Arguello (2023) demuestra que los entornos personalizados han mostrado un aumento notable en el nivel de compromiso de los estudiantes, lo que a su vez mejora su rendimiento académico a largo plazo. Este enfoque también facilita una mayor interacción entre los estudiantes y los docentes, fortaleciendo la relación pedagógica.



El reto que enfrenta la educación virtual es garantizar la equidad en el acceso y aprovechamiento de las herramientas de personalización. Si bien la personalización puede mejorar el rendimiento y la motivación de los estudiantes, también puede generar desigualdades si no se implementa correctamente. En este sentido, el acceso a tecnologías de aprendizaje adaptativo puede estar limitado por factores socioeconómicos, afectando a los estudiantes de entornos desfavorecidos (Coluccio et al., 2022). Parra et al. (2020) señalan que la integración de tecnología personalizada debe acompañarse de políticas que garanticen el acceso equitativo a todos los estudiantes, asegurando que aquellos con menos recursos también puedan beneficiarse de estas innovaciones. No obstante, cuando se implementa de manera adecuada, la personalización puede ser una herramienta poderosa para nivelar las disparidades en el aprendizaje, proporcionando recursos adicionales a aquellos estudiantes que necesitan más apoyo (Velasco Suárez et al., 2023).

## Metodología

### Diseño del Estudio

El estudio se diseñó bajo un enfoque **cuasiexperimental**, donde se compararon dos grupos de estudiantes del Instituto Tecnológico Argos: un **grupo experimental** que recibió educación personalizada en un entorno virtual y un **grupo de control** que participó en clases virtuales no personalizadas. El objetivo del estudio fue evaluar el impacto de la personalización en el rendimiento académico, la motivación y el compromiso de los estudiantes. La personalización se aplicó a través de plataformas digitales adaptativas que ajustaban los contenidos y actividades según el perfil de aprendizaje individual. Este diseño permitió una comparación directa de los efectos de la intervención educativa, considerando tanto datos cuantitativos como cualitativos para un análisis integral. La duración del estudio fue de un bimestre académico, entre junio y agosto de 2024.

### Población y Muestra

La población estuvo conformada por los estudiantes de la carrera de Tecnología Superior en Logística y Transporte y Tecnología Superior en Redes y Comunicaciones del Instituto Tecnológico Argos, específicamente aquellos que cursaban la asignatura de “Estadística I” durante el Bimestre III 2024. De esta población, se seleccionaron **60 estudiantes** mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, divididos en dos grupos:

- **Grupo experimental** (n=30): los estudiantes de este grupo accedieron a un entorno de aprendizaje personalizado, con contenidos y actividades ajustados a su estilo de aprendizaje y nivel de competencia.
- **Grupo de control** (n=30): los estudiantes de este grupo participaron en un entorno de aprendizaje tradicional, sin personalización.

Ambos grupos fueron considerados homogéneos en características de rendimiento académico previo y acceso a tecnología. Para verificar esta homogeneidad, se realizó un ANOVA de Un Factor, donde no se encontraron diferencias significativas en los post-tests ( $p > 0.05$ ) Ver Tabla 1.

Tabla 1 ANOVA de Un Factor

|               | F     | gl1 | gl2 | P     |
|---------------|-------|-----|-----|-------|
| Post-test (E) | 0.726 | 4   | 25  | 0.582 |
| Post-test (C) | 0.971 | 4   | 25  | 0.441 |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

Para el grupo experimental (Post-test E), el valor de  $F = 0.726$  con  $gl1 = 4$  y  $gl2 = 25$ , y un valor de  $p = 0.582$ . Este valor de  $p$  es mayor que el umbral comúnmente aceptado de  $0.05$ , lo que indica que no hay diferencias estadísticamente significativas en los resultados del grupo experimental. Esto sugiere que las calificaciones del grupo experimental tras la personalización no presentan variabilidad sustancial que pudiera deberse a factores distintos a la intervención educativa aplicada.

Para el grupo de control (Post-test C), el valor de  $F = 0.971$ , con  $gl1 = 4$  y  $gl2 = 25$ , y un valor de  $p = 0.441$ , también supera el umbral de significancia de  $0.05$ . Esto indica que no existen diferencias significativas en el rendimiento académico del grupo de control, lo que refuerza la idea de que, en este grupo, las calificaciones se mantuvieron homogéneas sin la influencia de personalización.

La Prueba de Levene mostró que las varianzas eran homogéneas en el grupo experimental ( $p = 0.303$ ) y en el grupo de control ( $p = 0.043$ ). Ver Tabla 2

*Tabla 2 Prueba de Levene para homogeneidad de varianzas*

|               | F    | gl1 | gl<br>2 | P     |
|---------------|------|-----|---------|-------|
| Post-test (E) | 1.28 | 4   | 25      | 0.303 |
| Post-test (C) | 2.89 | 4   | 25      | 0.043 |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

Para el grupo experimental (Post-test E), el valor de  $F = 1.28$  y el valor de  $p = 0.303$  indican que no hay diferencias significativas en las varianzas de las calificaciones. Dado que el valor de  $p$  es mayor a  $0.05$ , se puede asumir que las varianzas dentro del grupo experimental son homogéneas. Esto refuerza la estabilidad del análisis y valida los resultados obtenidos, indicando que la dispersión de las calificaciones es similar entre los estudiantes.

Para el grupo de control (Post-test C), el valor de  $F = 2.89$  y el valor de  $p = 0.043$  sugieren que las varianzas no son homogéneas. El valor de  $p$  es menor a  $0.05$ , lo que implica que existe una diferencia significativa en la dispersión de las calificaciones del grupo de control. Este resultado plantea la posibilidad de que algunos estudiantes en el grupo de control presenten variaciones más notables en su rendimiento, lo que podría haber sido influido por factores externos no controlados en el diseño del estudio.

## Procedimientos

### 1. Personalización

El grupo experimental utilizó un entorno de aprendizaje virtual personalizado, implementado a través de plataformas como Edmodo y Knewton. Estas plataformas fueron configuradas con herramientas adaptativas que ajustaban los contenidos y actividades según los estilos de aprendizaje y el nivel de competencia individual de cada estudiante. Este entorno ofrece recursos como recomendaciones personalizadas de materiales de estudio, retroalimentación individualizada y ajustes automáticos en la dificultad de los ejercicios, lo que permitirá un aprendizaje más enfocado en las necesidades particulares de los estudiantes.

Por otro lado, el grupo de control continuó con clases virtuales tradicionales, sin el uso de personalización adaptativa. Este grupo accedió a un entorno virtual estándar donde todos los estudiantes obtuvieron el mismo contenido y actividades, sin que las plataformas ajustaran los recursos a sus necesidades individuales. La decisión de no incluir al grupo de control en la

parte experimental se justificó por la necesidad de mantener una comparación clara y creíble entre los efectos de un entorno de aprendizaje personalizado y uno tradicional.

La ausencia de personalización en el grupo de control también responde a la clave de diferencia en los entornos virtuales utilizados. Mientras que las plataformas empleadas en el grupo experimental (como Knewton) dependían de algoritmos de inteligencia artificial para ajustar el contenido en tiempo real, los entornos tradicionales no contaban con esta capacidad, limitándose a ofrecer una experiencia homogénea para todos los estudiantes. Esto permitió evaluar con precisión el impacto de la personalización en comparación con un formato de enseñanza más convencional.

## 2. Recolección de datos

Se utilizaron diversas herramientas para la obtención de datos cuantitativos y cualitativos:

- **Datos Cuantitativos:** Los datos de rendimiento académico se recopilaron a través de las calificaciones obtenidas en exámenes parciales (PreTest) y finales (PosTest), así como a través de evaluaciones interactivas en las plataformas virtuales. Las plataformas como Google Classroom y Kahoot permitieron realizar pruebas de opción múltiple automatizadas, cuyos resultados se analizaron para comparar el rendimiento del grupo experimental con el del grupo de control.
- **Datos Cualitativos:** Se obtuvieron datos cualitativos mediante una encuesta sobre la percepción de los estudiantes acerca de la personalización, su motivación y compromiso. La encuesta se llevó a cabo utilizando Google Forms, se realizó solo en los estudiantes del grupo experimental.

## 3. Análisis de datos

El análisis cuantitativo se realizó mediante el software Jamovi en su versión 2.5 que permitió la ejecución de pruebas estadísticas para determinar las diferencias significativas entre los grupos en términos de rendimiento académico. Se emplearon Estadística Descriptiva y pruebas T para muestras apareadas, comparando los resultados del grupo experimental con los del grupo de control.

Para los datos cualitativos, se utilizó también Jamovi mediante una tabla de frecuencias, lo que facilitó el análisis y categorización de las respuestas obtenidas de la encuesta. Este análisis permitió identificar la distribución y recurrencia de las respuestas relacionadas con la motivación y el compromiso de los estudiantes, proporcionando una visión estructurada de los patrones de comportamiento.

Para determinar la confiabilidad tanto del cuestionario y de las calificaciones obtenidas de los estudiantes se utilizó el coeficiente alfa de Cronbach en la herramienta Jamovi, considerando que un valor aceptable debe ser de 0.70 o superior.

## 4. Seguimiento

Durante el Bimestre, se realizó un seguimiento continuo del progreso de los estudiantes mediante las herramientas de las plataformas utilizadas, que permitieron registrar la interacción, la participación y el tiempo dedicado a las actividades de aprendizaje. Esto proporcionó datos adicionales para evaluar la efectividad de la personalización en la educación virtual.

## Resultados

### Presentación de datos

Los resultados obtenidos en la investigación sobre la personalización de la educación virtual en el Instituto Tecnológico Argos se presentan en dos dimensiones: el rendimiento

académico y la encuesta sobre la experiencia de la personalización. La muestra total fue de 60 estudiantes, distribuidos equitativamente entre el **grupo experimental** (GE), que utilizó plataformas de aprendizaje personalizadas, y el **grupo de control** (GC), que siguió un método tradicional de enseñanza virtual.

### Rendimiento Académico

Las calificaciones obtenidas en exámenes parciales (pretest) y finales (postest), tras una ponderación de todas las notas de los estudiantes, se muestran a continuación en la Tabla 3.

*Tabla 3 Calificaciones obtenidas en exámenes parciales (pretest) y finales (postest),*

| <b>Estudiante</b> | <b>Grupo</b> | <b>Pre-test</b> | <b>Post-test</b> | <b>Grupo</b> | <b>Pre-test</b> | <b>Post-test</b> |
|-------------------|--------------|-----------------|------------------|--------------|-----------------|------------------|
| E1                | Control      | 7.8             | 7.7              | Experimental | 7.4             | 8.3              |
| E2                | Control      | 8.2             | 8.3              | Experimental | 7.9             | 8.5              |
| E3                | Control      | 7.3             | 7                | Experimental | 8               | 8.9              |
| E4                | Control      | 7.5             | 7.1              | Experimental | 7.6             | 8.4              |
| E5                | Control      | 7.3             | 7.4              | Experimental | 7.7             | 8.8              |
| E6                | Control      | 7.8             | 7.9              | Experimental | 6.7             | 8.1              |
| E7                | Control      | 6.9             | 7.1              | Experimental | 7.2             | 7.9              |
| E8                | Control      | 7.2             | 7                | Experimental | 7               | 8.6              |
| E9                | Control      | 8.9             | 8.8              | Experimental | 6.5             | 7.7              |
| E10               | Control      | 7.3             | 7.4              | Experimental | 8               | 9.3              |
| E11               | Control      | 6.7             | 6.5              | Experimental | 7.6             | 8.1              |
| E12               | Control      | 7.6             | 7.7              | Experimental | 8.4             | 8.6              |
| E13               | Control      | 8.5             | 8.7              | Experimental | 8.8             | 9.4              |
| E14               | Control      | 7.3             | 7                | Experimental | 7.2             | 8.4              |
| E15               | Control      | 7.5             | 7.1              | Experimental | 7.8             | 8.3              |
| E16               | Control      | 7.3             | 7.6              | Experimental | 8               | 8.9              |
| E17               | Control      | 8               | 7.9              | Experimental | 8.2             | 8.7              |
| E18               | Control      | 8.3             | 7.8              | Experimental | 7.4             | 8.3              |
| E19               | Control      | 7.5             | 7.6              | Experimental | 7.8             | 8.3              |
| E20               | Control      | 7.4             | 7.5              | Experimental | 7.2             | 8.5              |
| E21               | Control      | 7.7             | 7                | Experimental | 8               | 8.8              |
| E22               | Control      | 7.3             | 7.6              | Experimental | 6.8             | 8                |
| E23               | Control      | 6               | 6.3              | Experimental | 8.8             | 9.5              |
| E24               | Control      | 8               | 8.2              | Experimental | 9               | 9.6              |
| E25               | Control      | 7.5             | 7                | Experimental | 7.8             | 8.8              |
| E26               | Control      | 7.5             | 7.4              | Experimental | 6.7             | 8.1              |
| E27               | Control      | 9               | 8.8              | Experimental | 8.2             | 9.1              |
| E28               | Control      | 7.2             | 7                | Experimental | 7.2             | 8.4              |
| E29               | Control      | 8.6             | 8.3              | Experimental | 7.8             | 8.6              |
| E30               | Control      | 8.2             | 8.1              | Experimental | 7.3             | 8.5              |

Fuente: Creación propia.

*Tabla 4 Análisis de Fiabilidad de las Calificaciones*

| Estadísticas de Fiabilidad de Escala |       |
|--------------------------------------|-------|
| Alfa de Cronbach                     |       |
| escala                               | 0.899 |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

### **Análisis estadístico**

La estadística descriptiva aplicada a los datos de los exámenes parciales (Pre-Test) y finales (Post-Test) permitió observar las diferencias en las calificaciones entre ambos grupos (ver Tabla 5). En el grupo experimental (GE), la media del Pre-Test fue de 7.67, mientras que en el Post-Test aumentó a 8.58. Este incremento sugiere un impacto positivo de la personalización en el rendimiento académico de los estudiantes. Por otro lado, en el grupo de control (GC), la media del Pre-Test fue de 7.64, reduciéndose ligeramente en el Post-Test a 7.56, lo que indica una estabilidad en las calificaciones, sin un cambio significativo durante el bimestre.

La desviación estándar en el grupo experimental disminuyó del Pre-Test (0.633) al Post-Test (0.470), lo que sugiere que las calificaciones fueron más homogéneas tras la intervención educativa personalizada. En el grupo de control, la desviación estándar se mantuvo relativamente constante, con valores de 0.639 en el Pre-Test y 0.638 en el Post-Test, lo que indica que la variabilidad en el rendimiento académico no cambió significativamente a lo largo del estudio.

El rango de calificaciones también fue un aspecto importante a considerar. En el GE, la calificación mínima en el Pre-Test fue de 6.50, mientras que en el Post-Test fue de 7.70. Esto refleja una mejora generalizada entre los estudiantes con peores resultados. En contraste, en el GC, las calificaciones mínimas en el Pre-Test y el Post-Test fueron similares, 6.00 y 6.30 respectivamente, lo que evidencia que no hubo una mejora significativa en los estudiantes con menor rendimiento.

Los resultados del test de normalidad Shapiro-Wilk ( $W = 0.954$ ,  $p = 0.217$  para el GC y  $W = 0.974$ ,  $p = 0.659$  para el GE) indican que los datos de ambos grupos no se desvían significativamente de una distribución normal, lo que permite la aplicación de pruebas paramétricas como la prueba T para muestras apareadas.

*Tabla 5 Estadística Descriptiva*

Descriptivas

|                     | Pre-Test<br>(GC) | Post-Test<br>(GC) | Pre-Test<br>(GE) | Post-Test<br>(GE) |
|---------------------|------------------|-------------------|------------------|-------------------|
| Media               | 7.64             | 7.56              | 7.67             | 8.58              |
| Mediana             | 7.50             | 7.55              | 7.75             | 8.50              |
| Desviación estándar | 0.639            | 0.638             | 0.633            | 0.470             |
| Mínimo              | 6.00             | 6.30              | 6.50             | 7.70              |
| Máximo              | 9.00             | 8.80              | 9.00             | 9.60              |
| W de Shapiro-Wilk   | 0.954            | 0.959             | 0.974            | 0.966             |

## Descriptivas

|                         | Pre-Test<br>(GC) | Post-Test<br>(GC) | Pre-Test<br>(GE) | Post-Test<br>(GE) |
|-------------------------|------------------|-------------------|------------------|-------------------|
| Valor p de Shapiro-Wilk | 0.217            | 0.295             | 0.659            | 0.431             |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

**Prueba T para muestras apareadas**

Para evaluar las diferencias en el rendimiento académico entre ambos grupos, se aplicó una prueba T para muestras apareadas. Esta prueba permitió comparar las calificaciones obtenidas en el Post-Test por el grupo experimental (GE) y el grupo de control (GC), con el fin de determinar si las diferencias observadas eran estadísticamente significativas.

Los resultados de la prueba T ( $T = -7.20$ ,  $gl = 29$ ,  $p < 0.001$ ) evidencian una diferencia significativa entre los dos grupos. El valor negativo de la estadística T indica que las calificaciones del GE fueron significativamente superiores a las del GC, confirmando la efectividad de la personalización en el entorno de aprendizaje virtual. El valor de  $p$  ( $< 0.001$ ) sugiere que la probabilidad de que esta diferencia se deba al azar es extremadamente baja, lo que respalda la hipótesis de que la personalización tuvo un efecto positivo en el rendimiento académico (Ver tabla 6).

*Tabla 6 Prueba T para Muestras Apareadas*

|                |                |              | estadístico | gl   | p     |
|----------------|----------------|--------------|-------------|------|-------|
| Post-Test (GC) | Post-Test (GE) | T de Student | -7.20       | 29.0 | <.001 |

Nota.  $H_a \mu_{\text{Medida 1}} - \mu_{\text{Medida 2}} \neq 0$

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

El análisis estadístico muestra una mejora considerable en las calificaciones del grupo experimental, lo que resalta la importancia de la personalización en la educación virtual. El incremento en la media del Post-Test del GE, junto con la disminución de la variabilidad en las calificaciones, sugiere que la personalización no solo mejora el rendimiento general, sino que también beneficia a los estudiantes con menor rendimiento, haciéndolos avanzar hacia un desempeño más homogéneo.

En contraste, el grupo de control no experimentó cambios significativos en sus calificaciones, lo que sugiere que los métodos tradicionales de enseñanza virtual, sin personalización, pueden no ser tan efectivos para mejorar el rendimiento académico de los estudiantes.

**Estadísticas de Fiabilidad de Escala**

El valor de 0.899 es elevado (Véase Tabla 4), lo que indica que las calificaciones obtenidas por los estudiantes son confiables. La consistencia interna de las evaluaciones es adecuada, lo que da confianza en la estabilidad de los resultados académicos obtenidos a lo largo del bimestre.

## Resultados de encuesta

Se encuestó a 30 participantes del Grupo Experimental con el objetivo de evaluar la percepción, satisfacción y el impacto de la personalización en una plataforma de educación virtual. A continuación, se presenta un análisis descriptivo de Tablas de Frecuencias basado en los resultados obtenidos a través de la plataforma Google Forms.

### Tablas de Frecuencia

En cuanto a la frecuencia de Edad, se observa (Ver Tabla 7) que la mayoría de los encuestados se encuentra en el rango de 18 a 25 años (40 %), seguido del grupo de 26 a 35 años (26.7 %). Los participantes mayores de 45 años representan solo el 13.3 %, lo que sugiere que la muestra está mayormente compuesta por individuos jóvenes, lo cual puede influir en su familiaridad y adaptabilidad con las plataformas digitales.

*Tabla 7 Frecuencias de Edad*

| Edad      | Frecuencias | % del Total | % Acumulado |
|-----------|-------------|-------------|-------------|
| 18-25     | 12          | 40.0 %      | 40.0 %      |
| 26-35     | 8           | 26.7 %      | 66.7 %      |
| 36-45     | 6           | 20.0 %      | 86.7 %      |
| Más de 45 | 4           | 13.3 %      | 100.0 %     |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

En cuanto al género, los resultados muestran una distribución bastante equilibrada, con una ligera mayoría de mujeres (53.3 %) en comparación con los hombres (46.7 %). Esta pequeña diferencia de género podría no ser suficiente para influir significativamente en los resultados generales, pero es un factor relevante para considerar en futuros análisis más detallados sobre las preferencias de personalización según el género. (Ver Tabla 8).

*Tabla 8 Frecuencias de Género*

| Género | Frecuencias | % del Total | % Acumulado |
|--------|-------------|-------------|-------------|
| F      | 16          | 53.3 %      | 53.3 %      |
| M      | 14          | 46.7 %      | 100.0 %     |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

Uno de los aspectos centrales evaluados fue el nivel de personalización de los contenidos (Tabla 9). El 40.0 % de los encuestados percibió un nivel alto de personalización, mientras que solo un 13.3 % consideró que la personalización fue muy alta. A pesar de esto, una minoría (10 %) reportó un nivel muy bajo de personalización, lo que indica una experiencia mixta entre los participantes. Esta variabilidad puede deberse a las diferencias en las expectativas individuales sobre lo que constituye una personalización efectiva.

*Tabla 9 Frecuencias de Nivel de personalización de los contenidos*

| <b>Nivel de personalización de los contenidos</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|---|--------------------|--------------------|--------------------|
| Alto  | 12                 | 40.0 %             | 40.0 %             |
| Bajo  | 5                  | 16.7 %             | 56.7 %             |
| Moderado  | 6                  | 20.0 %             | 76.7 %             |
| Muy alto  | 4                  | 13.3 %             | 90.0 %             |
| Muy bajo  | 3                  | 10.0 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

En relación con la percepción de si la personalización mejoró la comprensión de los contenidos, los resultados se dividen. Un 26.7 % indicó que la personalización definitivamente mejoró su comprensión, mientras que un 33.3 % señaló que la mejoró solo en parte. Sin embargo, un significativo 33.4 % (sumando quienes respondieron “no mucho” y “no, en absoluto”) no percibió un impacto notable. Esto refleja una dispersión en las opiniones sobre la efectividad de la personalización para el aprendizaje, lo cual podría depender de factores individuales como el estilo de aprendizaje o la experiencia previa con plataformas personalizadas. (Ver Tabla 10).

*Tabla 10 Frecuencias de Personalización mejoró la comprensión*

| <b>Personalización mejoró la comprensión</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|--|--------------------|--------------------|--------------------|
| No lo sé                                     | 2                  | 6.7 %              | 6.7 %              |
| No mucho                                     | 5                  | 16.7 %             | 23.3 %             |
| No, en absoluto                              | 5                  | 16.7 %             | 40.0 %             |
| Sí, definitivamente                          | 8                  | 26.7 %             | 66.7 %             |
| Sí, en parte                                 | 10                 | 33.3 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

En cuanto a la adecuación de los recursos al nivel previo de los estudiantes, el 33.3 % consideró que los recursos estaban mayormente ajustados, mientras que un 16.7 % señaló que estaban completamente ajustados. No obstante, un 13.3 % afirmó que los recursos no se ajustaron en absoluto. Esta disparidad sugiere que, aunque en general los estudiantes encontraron los recursos adecuados, hay margen de mejora para asegurar que la personalización sea más coherente y efectiva.

*Tabla 11 Frecuencias de Recursos ajustados a nivel previo*

| <b>Recursos ajustados a nivel previo</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|--|--------------------|--------------------|--------------------|
| En su mayoría                            | 10                 | 33.3 %             | 33.3 %             |
| Muy poco                                 | 5                  | 16.7 %             | 50.0 %             |



| <b>Recursos ajustados a nivel previo</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|--|--------------------|--------------------|--------------------|
| No, en absoluto                          | 4                  | 13.3 %             | 63.3 %             |
| Parcialmente                             | 6                  | 20.0 %             | 83.3 %             |
| Sí, completamente                        | 5                  | 16.7 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

La satisfacción con la plataforma también presenta resultados variados. Mientras que un 33.3 % se siente satisfecho y un 23.3 % muy satisfecho, el 26.7 % se declara insatisfecho o muy insatisfecho. Este resultado podría estar relacionado con las expectativas de los usuarios y la percepción de personalización, lo que refuerza la importancia de adaptar los contenidos de manera más eficaz a las necesidades individuales. (Ver Tabla 12).

*Tabla 12 Frecuencias de Satisfacción con la plataforma*

| <b>Satisfacción con la plataforma</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|---------------------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| Insatisfecho/a                        | 5                  | 16.7 %             | 16.7 %             |
| Muy insatisfecho/a                    | 3                  | 10.0 %             | 26.7 %             |
| Muy satisfecho/a                      | 7                  | 23.3 %             | 50.0 %             |
| Ni satisfecho/a ni insatisfecho/a     | 5                  | 16.7 %             | 66.7 %             |
| Satisfecho/a                          | 10                 | 33.3 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

En términos de diseño, un 26.7 % de los encuestados indicó que el diseño facilitó en su mayoría el aprendizaje personalizado, mientras que un 20 % señaló que lo facilitó completamente. No obstante, un 30 % de los participantes mencionó que el diseño tuvo poca o nula contribución, lo cual sugiere que ciertos aspectos del diseño de la plataforma podrían mejorarse para lograr un mayor impacto en el aprendizaje.

*Tabla 13 Frecuencias de Diseño facilitó el aprendizaje personalizado*

| <b>Diseño facilitó el aprendizaje personalizado</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|---|--------------------|--------------------|--------------------|
| En su mayoría                                       | 8                  | 26.7 %             | 26.7 %             |
| Muy poco  | 5                  | 16.7 %             | 43.3 %             |
| No, en absoluto                                     | 4                  | 13.3 %             | 56.7 %             |
| Parcialmente  | 7                  | 23.3 %             | 80.0 %             |
| Sí, completamente                                   | 6                  | 20.0 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

Finalmente, los resultados en cuanto a la motivación y el compromiso muestran que un 30.0 % de los participantes afirmó que la personalización aumentó su motivación “en parte”, y un 23.3 % señaló que lo hizo “mucho”. En cuanto al compromiso con el curso, el 30.0 % expresó que la personalización aumentó significativamente su compromiso, lo que demuestra el potencial de las plataformas personalizadas para influir positivamente en estos aspectos claves del aprendizaje, aunque no de manera uniforme para todos los usuarios. (Ver Tabla 14 y 15).

*Tabla 14 Frecuencias de Motivación gracias al aprendizaje personalizado*

| <b>Motivación gracias al aprendizaje personalizado</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|--|--------------------|--------------------|--------------------|
| No lo sé   | 4                  | 13.3 %             | 13.3 %             |
| No, en absoluto  | 5                  | 16.7 %             | 30.0 %             |
| Poco   | 5                  | 16.7 %             | 46.7 %             |
| Sí, algo   | 9                  | 30.0 %             | 76.7 %             |
| Sí, mucho  | 7                  | 23.3 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

*Tabla 15 Frecuencias de Compromiso con el curso gracias a la personalización*

| <b>Compromiso con el curso gracias a la personalización</b> | <b>Frecuencias</b> | <b>% del Total</b> | <b>% Acumulado</b> |
|---|--------------------|--------------------|--------------------|
| En su mayoría   | 9                  | 30.0 %             | 30.0 %             |
| Muy poco  | 5                  | 16.7 %             | 46.7 %             |
| No, en absoluto   | 4                  | 13.3 %             | 60.0 %             |
| Parcialmente  | 6                  | 20.0 %             | 80.0 %             |
| Sí, completamente   | 6                  | 20.0 %             | 100.0 %            |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

### **Análisis de Fiabilidad de la Encuesta**

*Tabla 16 Estadísticas de Fiabilidad de Escala*

| <b>Alfa de Cronbach</b> |       |
|-------------------------|-------|
| Escala                  | 0.971 |

Fuente: The jamovi project (2024). jamovi. (Version 2.5) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

El valor de 0.971 es muy alto (Tabla 16), lo que indica una excelente consistencia interna. Sugiere que las preguntas del cuestionario tienen una alta correlación entre sí, reflejando que

el instrumento es confiable para medir la percepción, motivación y compromiso de los estudiantes.

### **Discusión**

Los resultados obtenidos en la investigación “Optimización de la Personalización en Educación Virtual: Un Enfoque Multivariante” demuestran que la personalización de los entornos educativos virtuales tiene un impacto significativo en la experiencia de aprendizaje de los estudiantes. A través del análisis de las tablas de frecuencia, se observa una tendencia positiva en cuanto a la percepción de la personalización en la plataforma educativa utilizada. Un 40% de los participantes indicó que el nivel de personalización fue alto, mientras que un 26.7% afirmó que esta mejoró "definitivamente" su comprensión. Este hallazgo coincide con estudios previos, como el de Velasco Suárez et al. (2023), quienes señalaron que los entornos de aprendizaje personalizados facilitan un aprendizaje más significativo al adaptar el contenido a las necesidades del estudiante.

Además, el 30% de los participantes expresó que la personalización aumentó su compromiso con el curso, lo que refleja la relación positiva entre personalización y motivación, un fenómeno ampliamente discutido en la literatura. Morales Samayoa (2024) resalta que la educación personalizada tiene un impacto directo en el rendimiento académico y la motivación del estudiante, lo que refuerza la importancia de adaptar los recursos educativos a los estilos de aprendizaje y el conocimiento previo.

Los resultados del estudio tienen importantes implicaciones tanto prácticas como teóricas. En el ámbito práctico, la optimización de la personalización en plataformas virtuales puede ser una herramienta clave para mejorar la experiencia de los estudiantes en entornos educativos online. Según González et al. (2019), la personalización permite una adaptación más precisa del contenido, favoreciendo no solo la comprensión del material, sino también la retención del mismo. Esto sugiere que las instituciones educativas deben priorizar el diseño de plataformas que permitan niveles más altos de personalización.

Teóricamente, el estudio aporta evidencia empírica a la creciente literatura sobre los beneficios de la educación personalizada en entornos virtuales, alineándose con trabajos como el de Coluccio et al. (2022), quienes demostraron que la autoeficacia y la personalización son factores claves para reducir el agotamiento estudiantil en entornos complejos. La investigación actual también respalda las observaciones de Estévez Coral y Valencia Arguello (2023), quienes concluyeron que la personalización incrementa la motivación y el compromiso, factores esenciales para un aprendizaje efectivo a largo plazo.

A pesar de los resultados prometedores, el estudio presenta ciertas limitaciones que deben ser abordadas. En primer lugar, el tamaño de la muestra fue relativamente pequeño, con solo 30 participantes, lo que puede limitar la generalización de los resultados a una población más amplia. Zamora-Antuñano et al. (2021), destacaron que las investigaciones con muestras más grandes tienden a proporcionar datos más robustos y representativos, especialmente en contextos de educación superior. Además, el estudio se centró únicamente en un entorno virtual, lo que puede no reflejar la diversidad de experiencias en otros entornos educativos o plataformas.

Otra limitación radica en la subjetividad de los cuestionarios empleados para medir la satisfacción y percepción de los estudiantes. Aunque proporcionan información valiosa, este tipo de datos puede estar influenciado por factores externos que no fueron considerados en el estudio, como la conectividad a internet o las habilidades tecnológicas previas de los estudiantes (Subiabre, 2023).

Dado el alcance limitado de la muestra y la naturaleza específica del entorno virtual utilizado, futuras investigaciones deberían expandir este análisis a diferentes contextos y poblaciones. Específicamente, estudios longitudinales como el de Parra et al. (2020), podrían

proporcionar una visión más amplia sobre cómo la personalización afecta al rendimiento académico a lo largo del tiempo, así como a su relación con factores como la autoeficacia y la interacción entre pares.

Además, sería valioso explorar la intersección entre la personalización y las tecnologías emergentes, como la inteligencia artificial, que permiten una personalización aún más precisa y dinámica del contenido educativo. Según Sepúlveda-Escobar y Morrison (2020), la incorporación de tecnologías más avanzadas puede potenciar los beneficios de la personalización, mejorando la adaptación en tiempo real a las necesidades de los estudiantes. Este tipo de investigación podría arrojar luz sobre cómo optimizar aún más las plataformas de educación virtual en base a datos más específicos y en tiempo real.

### Conclusiones

La investigación titulada “Optimización de la Personalización en Educación Virtual: Un Enfoque Multivariante” ha puesto de manifiesto la efectividad de la personalización en entornos de aprendizaje virtual, destacando su impacto positivo en el rendimiento académico de los estudiantes. A través de un diseño cuasiexperimental que involucró grupos de control y experimental, se ha evidenciado que la personalización de contenidos no solo mejora las calificaciones, sino que también contribuye a una experiencia educativa más homogénea y satisfactoria, por ello se considera que se logró evaluar la efectividad de los enfoques multivariantes para optimizar la personalización en la educación virtual.

Los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico revelan que el grupo experimental (GE) mostró un incremento significativo en sus calificaciones del Pre-Test al Post-Test, con una media que pasó de 7.67 a 8.58. Este aumento sugiere una clara mejoría en el rendimiento académico atribuible a la intervención educativa personalizada. En contraste, el grupo de control (GC) experimentó una ligera disminución en su media, lo que indica que, sin personalización, los métodos tradicionales de enseñanza virtual pueden no ser suficientes para fomentar un aprendizaje efectivo. La reducción de la desviación estándar en el GE también sugiere que la personalización permitió que los estudiantes con menor rendimiento mejoraran significativamente, contribuyendo a una mayor equidad en los resultados académicos.

La prueba T para muestras apareadas refuerza estos hallazgos, mostrando que las diferencias en el rendimiento académico entre el GE y el GC son estadísticamente significativas ( $T = -7.20$ ,  $p < 0.001$ ). Este hallazgo es crucial, ya que valida la hipótesis de que la personalización en la educación virtual tiene un efecto positivo notable en el aprendizaje de los estudiantes. Estos resultados no solo resaltan la importancia de personalizar el aprendizaje, sino que también ofrecen una base empírica sólida para la implementación de estrategias de personalización en diversas plataformas educativas.

Además de los resultados cuantitativos, el análisis cualitativo obtenido a partir de las encuestas realizadas a los participantes del GE proporciona una visión integral sobre la percepción de la personalización. Aunque un 40% de los encuestados consideró que el nivel de personalización fue alto, existe una diversidad de opiniones sobre su efectividad en la mejora de la comprensión y en la adecuación de los recursos al nivel previo de los estudiantes. Esta variabilidad en la percepción indica que, si bien la personalización es beneficiosa, aún hay espacio para optimizarla, ajustando los contenidos y los métodos a las necesidades individuales de cada estudiante.

La satisfacción con la plataforma también reflejó resultados mixtos, donde el 33.3% de los encuestados se mostró satisfecho y un 23.3 % muy satisfecho. Así mismo, el 26.7 % se declara insatisfecho o muy insatisfecho. Esto sugiere que la implementación de la personalización debe acompañarse de un diseño más atractivo y funcional que facilite un aprendizaje efectivo. Los resultados relacionados con la motivación y el compromiso de los estudiantes refuerzan la idea de que la personalización no solo mejora el rendimiento

académico, sino que también puede aumentar el interés y la implicación de los estudiantes en su proceso de aprendizaje.

Esta investigación proporciona evidencia clara de que la personalización en la educación virtual es un factor clave para mejorar el rendimiento académico y la experiencia de aprendizaje. Sin embargo, también destaca la necesidad de seguir explorando y ajustando las estrategias de personalización para maximizar su efectividad. Este enfoque multivariante no solo puede transformar el panorama educativo actual, sino que también ofrece una hoja de ruta para futuras investigaciones en el campo de la educación virtual, con el objetivo de construir entornos de aprendizaje más inclusivos y efectivos.

### Referencias bibliográficas

- Andrade Espín, E. (2023). IA y personalización educativa: evaluar su efectividad en adaptar contenidos para diversos estudiantes en la educación moderna. *LATAM Revista Latinoamericana De Ciencias Sociales Y Humanidades*, 4(4), 621–630. <https://doi.org/10.56712/latam.v4i4.1244>
- Arango, D., González, L., García, J., Luna, M., Cuatindioy, J., & Torres, D. (2020). Educación virtual personalizada a estilos de aprendizaje y ABP: Una aproximación basada en redes neuronales. *Sistemas, cibernética e informática*, 17(1), 84-89. <https://www.iiisci.org/journal/PDV/risci/pdfs/CB835UX20.pdf>
- Banco Mundial. (2020). *Educación y Tecnología: Aprovechando el potencial para mejorar la calidad educativa*.
- Garzón Dorado, C. A., & Rodríguez Valencia, M. E. (2024). Uso de la tecnología educativa para la personalización de recursos en la enseñanza: Use of educational technology for the personalization of resources in teaching. *LATAM Revista Latinoamericana De Ciencias Sociales Y Humanidades*, 5(3), 1313 – 1327. <https://doi.org/10.56712/latam.v5i3.2116>
- Guitart, M. E., Vidal, E. I., Patiño, J. G., & González-Ceballos, I. (2020). La personalización educativa en tiempos de cambio e innovación educativa: un ejemplo ilustrativo. *Aula abierta*, 49(4), 395-402. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7704702>
- UNESCO. (2020). La educación en un mundo tras la COVID: nueve ideas para la acción pública. Recuperado de: [https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000373717\\_spa](https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000373717_spa)
- OECD. (2019). *Trends Shaping Education 2019*. OECD Publishing. [https://doi.org/10.1787/trends\\_edu-2019-en](https://doi.org/10.1787/trends_edu-2019-en)
- Barreto Zambrano, L., & Paredes-Labra, J. (2021). La vivencia de la educación virtual entre estudiantes y profesores universitarios en Ecuador. Estudio de un caso. *Revista Andina de Educación*, 5(1), e105. <https://doi.org/10.32719/26312816.2022.5.1.7>
- Maaliw, R. (2021). A personalized virtual learning environment using multiple modeling techniques. *2021 IEEE 12th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)*, 0008-0015. <https://doi.org/10.1109/uemcon53757.2021.9666645>
- Ruggeri, A. I., Zurita, D., Ramirez, M., Silvestri, S., & Cáceres, M. (2022). Uso de TICs para promover la personalización del aprendizaje en un módulo de ciencias básicas de ingeniería. En *Libro de actas TAAE 2022 XV Congreso de Tecnología, Aprendizaje y Enseñanza de la Electrónica* (p. 23). Escuela Universitaria Politécnica de Teruel. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8647957>
- UNESCO. (2021). Reimagining our futures together: A new social contract for education. *UNESCO Publishing*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000379707>
- Zhang, Y., Shi, Y., & Bi, F. (2023). Personalización de las necesidades de aprendizaje de los estudiantes mediante un método de optimización de decisiones de enseñanza. *Revista*

- Internacional de Tecnologías Emergentes en el Aprendizaje (iJET)*, 18(16). <https://doi.org/10.3991/ijet.v18i16.42707>
- Avila, E., & Mayorga, M. (2020). Entornos virtuales y aprendizaje significativo del inglés como segunda lengua en estudiantes de secundaria: un estudio de caso. *INNOVA Research Journal*, 5, 64-78. <https://doi.org/10.33890/innova.v5.n3.2.2020.1552>
- Estrada, F., Ramírez, J., George-Reyes, C., & Glasserman-Morales, L. (2021). Estudiantes, experiencia en el uso de una herramienta de realidad virtual basada en la web. *Taller sobre tecnologías digitales impulsadas por el aprendizaje automático para la innovación educativa 2021*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/IEEECONF53024.2021.9733763>
- Mota, K., Concha, C., & Muñoz, N. (2020). La educación virtual como agente transformador en los procesos de aprendizaje. *Revista Online de Política y Gestión Educativa*, 24(3), 1216-1225. <https://doi.org/10.22633/rpge.v24i3.14358>
- Torres-Díaz, J., Rivera-Rogel, D., Beltrán-Flandoli, A., & Andrade-Vargas, L. (2022). Efectos del COVID-19 en la percepción de la educación virtual en estudiantes universitarios de Ecuador; Principios técnicos y metodológicos en la Universidad Técnica Particular de Loja. *Sostenibilidad*. <https://doi.org/10.3390/su14063204>
- Alamri, H., Watson, S., & Watson, W. (2020). Modelos de tecnología de aprendizaje que respaldan la personalización en entornos de aprendizaje combinado en la educación superior. *TechTrends*, 65, 62-78. <https://doi.org/10.1007/s11528-020-00530-3>
- Flores, E., Mena, J., López-Camacho, E., & López, O. (2019). Aprendizaje adaptativo basado en IA con algoritmos predictivos. *Actas de la Séptima Conferencia Internacional sobre Ecosistemas Tecnológicos para la Mejora de la Multiculturalidad*. <https://doi.org/10.1145/3362789.3362869>
- Maraza-Quispe, B., Alejandro-Oviedo, O., Cisneros-Chavez, B., Cuentas-Toledo, M., Cuadros-Paz, L., Fernandez-Gambarini, W., Quispe-Flores, L., & Cayturo-Silva, N. (2019). Modelo para personalizar el proceso de enseñanza-aprendizaje en entornos virtuales utilizando razonamiento basado en casos. *Actas de la 11ª Conferencia Internacional sobre Tecnología Educativa y Computadores*. <https://doi.org/10.1145/3369255.3369264>
- Nazempour, R., & Darabi, H. (2023). Aprendizaje personalizado en entornos virtuales de aprendizaje mediante el análisis del comportamiento de los estudiantes. *Ciencias de la educación*. <https://doi.org/10.3390/educsci13050457>
- Velazquez, L., Atenas, B., & Castro-Palacio, J. (2022). Métodos cuantitativos para determinar la carga de trabajo del estudiante. *Chaos*, 32(10), 103130. <https://doi.org/10.1063/5.0103719>
- Zamora-Antuñano, M., Rodríguez-Reséndiz, J., Cruz-Pérez, M., Reséndiz, H., Paredes-García, W., & Díaz, J. (2021). Percepción de los docentes en la selección de plataformas virtuales de aprendizaje: un caso de la educación superior mexicana durante la crisis del COVID-19. *Sostenibilidad*. <https://doi.org/10.3390/su14010195>
- Coluccio, G., Arce, Y., Ibarra, D., Oneto, S., & Muñoz, S. (2022). Aprendizaje en un entorno virtual y complejo: comprensión del efecto de la autoeficacia académica y las percepciones grupales en el agotamiento estudiantil. *2022 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE53672.2022.9782153>
- Estévez Coral, S. D., & Valencia Arguello, E. (2023). La influencia de los entornos de aprendizaje personalizados en la motivación y el compromiso del estudiante: Un estudio longitudinal. *Revista Científica Kosmos*, 2(2), 31-40. <https://doi.org/10.62943/rck.v2n2.2023.47>

- Gonzalez, M. P., Benchoff, D. E., Huapaya, C. R., Lazurri, G., Guccione, L., & Lizarralde, F. Á. J. (2019). Personalización y adaptación en un ambiente virtual de aprendizaje basada en estilos, conocimiento previo y errores frecuentes. In *XXI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación* (WICC 2019, Universidad Nacional de San Juan).
- Morales Samayoa, A. A. (2024). Impacto de la educación personalizada en rendimiento académico y motivación: estudio de casos en secuencia. *Revista Académica CUNZAC*, 7(1), 138–158. <https://doi.org/10.46780/cunzac.v7i1.122>
- Parra, M., Marambio, C., Ramírez, J., Suárez, D., & Herrera, H. (2020). Convergencia educativa con tecnología digital: integrando una sociedad global., 303-310. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-60703-6\\_39](https://doi.org/10.1007/978-3-030-60703-6_39)
- Sepulveda-Escobar, P., & Morrison, A. (2020). Prácticas docentes en línea durante la pandemia de COVID-19 en Chile: desafíos y oportunidades. *European Journal of Teacher Education*, 43, 587 - 607. <https://doi.org/10.1080/02619768.2020.1820981>
- Subiabre, A. Y. (2023). Redes y personalización en la percepción de calidad del proceso de aprendizaje de la educación online desarrollada en contexto de pandemia. *Revista Realidad Educativa*, 3(1), 79-102. Recuperado de: <https://revistas.uft.cl/index.php/rre/article/view/253/305>
- Velasco Suárez, G. A., Guerrero Medina, M. P., Fonseca Fonceca, I. S., Basantes Jara, J. A., & Sanclemente Soriano, P. V. (2023). La Educación Personalizada. Un Enfoque Efectivo Para el Aprendizaje. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(2), 4612-4525. [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v7i2.5675](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i2.5675)
- Alavi, S. S., Mahmud, M. M., & Ghanbari, A. (2020). The Impact of Edmodo on Collaborative Learning in Higher Education. *Education and Information Technologies*, 25(5), 4333-4355. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10325-7>
- Chang, Y., Chang, C., & Chen, T. (2021). Personalized Learning in Online Education: A Review of Recent Studies. *Computers & Education*, 168, 104195. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104195>
- Chen, P. C., Huang, S. Y., & Hsieh, P. (2021). A Comparative Study of Adaptive and Traditional Learning Platforms: Effects on Students' Academic Performance. *Interactive Learning Environments*, 29(4), 569-584. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1811287>
- Dabbagh, N., & Kitsantas, A. (2020). Personal Learning Environments: The New Learning Ecosystem. *Educational Technology*, 60(3), 20-23. <https://doi.org/10.1080/00131758.2020.1746406>
- Khosravi, H., Hamidi, M., & Zainuddin, H. (2019). Adaptive Learning: A Review of the Literature. *Computers in Human Behavior*, 99, 13-22. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.05.024>
- Knewton. (2023). What is Knewton? Knewton. <https://www.knewton.com/about/>
- Santos, F., Figueiredo, M., & Ferreira, J. (2020). The Role of Adaptive Learning in the Educational Context: A Systematic Review. *Education Sciences*, 10(8), 220. <https://doi.org/10.3390/educsci10080220>
- Alcívar Fajardo, O. D., Garcés Suárez, E. F., & Garcés Suárez, E. M. (2022). Interacción y participación en ambientes virtuales de aprendizaje: una mirada comprensiva desde la práctica. *Revista Universidad y Sociedad*, 14(6), 256-265. Epub 30 de diciembre de 2022. Recuperado en 02 de octubre de 2024, de [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2218-36202022000600256&lng=es&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2218-36202022000600256&lng=es&tlng=es).

- Garzón Dorado, C. A., & Rodríguez Valencia, M. E. (2024). Uso de la tecnología educativa para la personalización de recursos en la enseñanza: Use of educational technology for the personalization of resources in teaching. LATAM Revista Latinoamericana De Ciencias Sociales Y Humanidades, 5(3), 1313 – 1327. <https://doi.org/10.56712/latam.v5i3.2116>.
- Prieto, A. G. V., Díaz, K. E. M., Villao, M. L. S., Barzola, A. V. Q., Taípe, S. E. B., & Romero, G. M. C. (2024). El papel de la motivación intrínseca en el aprendizaje escolar: estrategias para fomentarla en el aula. South Florida Journal of Development, 5(7), e4125. <https://doi.org/10.46932/sfjdv5n7-023>.
- Rigo, D. Y., & Rovere, R. (2021). El compromiso académico estudiantil presente en una educación expandida por el uso de las TIC. Revista Andina de Educación, 4(2), 46-55. <https://doi.org/10.32719/26312816.2021.4.2.6>.
- Martínez Ruiz, J. E., Torres Vargas, R. J., & Segobia Ocaña, M. A. (2020). La educación virtual y su impacto en el rendimiento académico de los estudiantes universitarios. Magazine De Las Ciencias: Revista De Investigación E Innovación, 5(CISE). Recuperado a partir de <https://revistas.utb.edu.ec/index.php/magazine/article/view/1135>.
- Sureda-García, I., Jiménez-López, R., Álvarez-García, O., & Quintana-Murci, E. (2021). Compromiso emocional y conductual entre estudiantes españoles en Educación y Formación Profesional. Sostenibilidad, 13, 3882. <https://doi.org/10.3390/SU13073882>.