Horizontes Revista de Investigación en Ciencias de la Educación / https://revistahorizontes.org
Volumen 10 / N° 44 / octubre - diciembre 2026 / ISSN: 2616-7964 / pp. 1 – 23
https://doi.org/10.33996/revistahorizontes.v10i44.1338

**Review Article**

# Estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos educativos mediados por tecnología: revisión sistemática

Learning styles and academic performance in technology-mediated educational environments: a systematic review

**Aracely Janett Maravi Cabrera**
amaravic@ucvvirtual.edu.pe ✉
Universidad César Vallejo. Lima, Perú

**Edith Roxana Muñoz Echevarría**
emunoz@uroosevelt.edu.pe
Universidad Privada de Huancayo Franklin Roosevelt. Huancayo, Perú

**Yubel Mayela Carrasco Nuñez**
ymcarrasco@uncp.edu.pe
Universidad Nacional del Centro del Perú. Huancayo, Perú

**Luis Alejandro Calle Vilca**
lcalle@unica.edu.pe
Universidad Nacional San Luis Gonzaga. Ica, Perú

## Resumen

**Contexto:** La expansión de plataformas virtuales, sistemas adaptativos, analítica del aprendizaje e inteligencia artificial ha incrementado el interés por comprender la relación entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos educativos mediados por tecnología. Sin embargo, la literatura reciente presenta dispersión conceptual y metodológica. **Objetivo:** Analizar sistemáticamente la producción científica sobre estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos educativos mediados por tecnología, con énfasis en tendencias investigativas, enfoques metodológicos, modelos teóricos empleados y vacíos de conocimiento. **Metodología:** Se realizó una revisión sistemática siguiendo los lineamientos PRISMA 2020. La búsqueda se efectuó en Scopus e incluyó artículos publicados entre 2020 y 2026. Se aplicaron criterios de inclusión y exclusión vinculados con el tipo de documento, idioma, pertinencia temática y contexto educativo. El corpus final estuvo conformado por 42 estudios, organizados mediante una matriz de extracción y analizados mediante síntesis temática cualitativa. **Resultados:** Predominaron los estudios sobre tecnologías adaptativas y personalización del aprendizaje, seguidos por investigaciones sobre modalidades de enseñanza y mediación tecnológica. La relación directa entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico fue escasamente representada. Además, se observó un uso frecuente del concepto estilos de aprendizaje sin adscripción explícita a modelos teóricos específicos. **Conclusión:** La evidencia reciente no respalda una relación directa, uniforme y aislada entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico. Esta relación adquiere mayor relevancia cuando se integra en modelos de personalización educativa, diseño instruccional flexible y tecnologías adaptativas.

**Palabras clave:** Estilos de aprendizaje; Rendimiento académico; Tecnología educativa; Aprendizaje adaptativo; Revisión sistemática

## Abstract

**Background:** The expansion of virtual platforms, adaptive systems, learning analytics, and artificial intelligence has intensified interest in understanding the relationship between learning

styles and academic performance in technology-mediated educational environments. However, recent literature shows conceptual and methodological dispersion. **Objective:** To systematically analyze scientific production on learning styles and academic performance in technology-mediated educational environments, with emphasis on research trends, methodological approaches, theoretical models, and knowledge gaps. **Methodology:** A systematic review was conducted following the PRISMA 2020 guidelines. The search was carried out in Scopus and included articles published between 2020 and 2026. Inclusion and exclusion criteria related to document type, language, thematic relevance, and educational context were applied. The final corpus consisted of 42 studies, organized through a data extraction matrix and analyzed using qualitative thematic synthesis. **Results:** Studies on adaptive technologies and learning personalization predominated, followed by research on teaching modalities and technological mediation. The direct relationship between learning styles and academic performance was scarcely represented. In addition, the concept of learning styles was frequently used without explicit adherence to specific theoretical models. **Conclusion:** Recent evidence does not support a direct, uniform, and isolated relationship between learning styles and academic performance. This relationship becomes more relevant when integrated into educational personalization models, flexible instructional design, and adaptive technologies.

**Keywords:** Learning styles; Academic performance; Educational technology; Adaptive learning; Systematic review

## Introducción

La transformación digital de la educación superior ha reconfigurado de manera sustantiva las condiciones en que se diseñan, implementan y evalúan los procesos de enseñanza y aprendizaje. La incorporación de plataformas virtuales, sistemas de gestión del aprendizaje, recursos multimedia, entornos híbridos, laboratorios remotos, analítica del aprendizaje, inteligencia artificial y tecnologías adaptativas ha ampliado las posibilidades de interacción pedagógica, seguimiento del desempeño y personalización de las experiencias formativas. En este escenario, los entornos educativos mediados por tecnología ya no constituyen un recurso complementario, sino una dimensión estructural de numerosos procesos formativos, especialmente en educación superior, ingeniería, áreas STEM y programas con alta demanda de competencias digitales. Esta transformación ha intensificado el interés por comprender cómo las diferencias individuales de los estudiantes se relacionan con el rendimiento académico y cómo dichas diferencias pueden ser consideradas en el diseño de experiencias de aprendizaje más flexibles, pertinentes y eficaces (Imanian et al., 2022; Obeidat et al., 2022; Wang & Jin, 2025; Wang, 2024; Zawacki-Richter et al., 2019).

Dentro de este campo, los estilos de aprendizaje han mantenido una presencia significativa en la literatura educativa, particularmente en estudios orientados a explicar la diversidad en las formas en que los estudiantes perciben, procesan, organizan y aplican la información. Desde una perspectiva pedagógica, este constructo ha sido utilizado para describir preferencias cognitivas, modalidades de interacción con los contenidos, patrones de participación y formas diferenciadas de aproximación a las tareas académicas. Modelos como Kolb, Felder-Silverman y VARK han sido empleados

para clasificar perfiles de aprendizaje y orientar decisiones didácticas, aunque su uso no siempre ha sido uniforme ni suficientemente explicitado en la investigación reciente (Fleming y Mills, 1992; Kolb, 1984; Felder y Silverman, 1988). Por ello, el estudio de los estilos de aprendizaje continúa siendo relevante, pero exige una revisión crítica que distinga entre su uso como categoría teórica, como variable empírica y como criterio operativo en sistemas de personalización educativa (Al-Shdaifat et al., 2023; Patil et al., 2022; Weiling et al., 2025).

La evolución reciente del campo muestra un desplazamiento del concepto de estilos de aprendizaje desde su comprensión como rasgos relativamente estables del estudiante hacia su uso como insumo en sistemas de aprendizaje adaptativo, recomendación, analítica educativa e inteligencia artificial. En estos enfoques, los estilos dejan de funcionar solo como una clasificación del estudiantado y pasan a orientar la adaptación de contenidos, actividades, recursos, evaluaciones y trayectorias formativas. Esta transición se observa en estudios sobre juegos educativos adaptativos, evaluación personalizada, quizzing inteligente y plataformas de gestión del aprendizaje basadas en inteligencia artificial (Huamani y Inga, 2021; Imanian et al., 2022; Mishra et al., 2025; Selvi et al., 2025).

No obstante, este desplazamiento ha generado tensiones conceptuales y metodológicas. En algunos estudios, el término remite a modelos teóricos explícitos; en otros, se usa de forma amplia para referirse a preferencias, perfiles de interacción o necesidades de personalización. Esta amplitud semántica dificulta determinar si los estudios analizan el mismo constructo y limita la comparabilidad de sus resultados. Además, varios trabajos priorizan la eficacia técnica de los sistemas adaptativos por encima de la fundamentación pedagógica del modelo utilizado (Ali et al., 2025; Idrizi et al., 2023; Patil et al., 2022).

El rendimiento académico constituye una variable central en la evaluación de los procesos educativos, pero su operacionalización en la literatura revisada es diversa. Se expresa mediante calificaciones, logro de competencias, resultados de pruebas, desempeño en plataformas, dominio de contenidos, progresión académica, engagement, satisfacción o percepción de aprendizaje. Esta diversidad amplía la comprensión del desempeño, aunque también limita la comparabilidad de los hallazgos cuando no se precisa con claridad qué dimensión se está evaluando. Por ello, la relación entre estilos de aprendizaje y rendimiento no puede interpretarse de manera lineal ni aislada, sino en interacción con variables pedagógicas, tecnológicas, contextuales y personales (Meeran et al., 2025; Vázquez-Sánchez y Delgado, 2023).

En los entornos mediados por tecnología, esta relación adquiere mayor complejidad porque la mediación digital permite registrar patrones de interacción, acceso, permanencia y participación que alimentan modelos de personalización, predicción y recomendación. Sin embargo, la tecnología no garantiza por sí misma mejores

resultados académicos. Su efecto depende del diseño instruccional, la coherencia pedagógica, la capacidad de adaptación del entorno y el acompañamiento docente (Kaur et al., 2025; Liu, 2025; Rahman et al., 2025; Wang, 2024). Por ello, resulta necesario analizar no solo si los estilos de aprendizaje se asocian con el rendimiento, sino cómo se conceptualizan y operacionalizan en estas arquitecturas educativas.

La brecha que justifica esta revisión radica en la dispersión conceptual, temática y metodológica con que se ha abordado la relación entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos mediados por tecnología. Aunque la producción reciente ha crecido en torno al aprendizaje adaptativo, la inteligencia artificial educativa, las modalidades híbridas y la personalización, aún falta una síntesis integrada que permita reconocer tendencias, modelos utilizados, enfoques metodológicos y vacíos persistentes. Esta fragmentación dificulta valorar con precisión el estado del campo y orientar futuras investigaciones.

Asimismo, la revisión resulta pertinente porque el debate sobre los estilos de aprendizaje no puede reducirse a su defensa o rechazo. Más bien, exige examinar en qué condiciones, con qué modelos, mediante qué instrumentos y en qué entornos tecnológicos se emplea esta noción. En educación superior, especialmente en formación tecnológica, ingeniería y áreas STEM, la personalización del aprendizaje se ha convertido en una aspiración pedagógica relevante. En ese contexto, una síntesis sistemática puede contribuir a delimitar el alcance real del constructo, identificar usos más consistentes y orientar futuras investigaciones hacia modelos explicativos más integrados.

En consecuencia, el objetivo de esta revisión fue analizar sistemáticamente la producción científica sobre estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos educativos mediados por tecnología. De manera específica, se buscó identificar tendencias investigativas, enfoques metodológicos, modelos utilizados, contextos más representados y vacíos persistentes en la literatura publicada entre 2020 y 2026. A partir de ello, los apartados siguientes presentan el procedimiento de revisión, los patrones identificados en el corpus y su interpretación en relación con el estado actual del campo.

## Metodología

El estudio se desarrolló mediante una revisión sistemática de la literatura sobre estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos educativos mediados por tecnología. Se siguieron los lineamientos PRISMA 2020 (Page et al., 2021) para organizar las fases de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión de estudios.

Se adoptó un enfoque cualitativo, descriptivo y analítico. No se realizó metaanálisis debido a la heterogeneidad de los diseños, indicadores de rendimiento, modelos de estilos de aprendizaje y contextos tecnológicos. Por ello, se aplicó una síntesis temática

cualitativa para identificar tendencias, enfoques metodológicos y vacíos de investigación.

La búsqueda bibliográfica se realizó en abril de 2026 y se limitó a publicaciones entre 2020 y 2026. Esta base fue seleccionada por su cobertura multidisciplinaria en educación, tecnología educativa, ingeniería, ciencias sociales y áreas STEM. Aunque esta decisión permitió trabajar con registros normalizados, restringió el alcance de la revisión a su cobertura documental.

La estrategia de búsqueda se estructuró en tres componentes: estilos de aprendizaje, rendimiento académico o resultados de aprendizaje y entornos educativos mediados por tecnología. Con base en ellos se construyó una ecuación con operadores booleanos, sinónimos y variantes en inglés, ejecutada en el campo TITLE-ABS-KEY para recuperar términos presentes en título, resumen y palabras clave.

TITLE-ABS-KEY(("learning style*" OR "learning styles" OR VARK OR "Kolb model" OR "Honey and Mumford") AND ("academic performance" OR "academic achievement" OR "academic success" OR "student performance" OR "learning outcomes") AND ("technological education" OR "technology education" OR "technical education" OR "engineering education" OR "educational technology" OR "technology-enhanced learning" OR "digital learning"))

El operador OR incorporó sinónimos y variantes terminológicas, mientras que AND aseguró la convergencia entre los tres núcleos conceptuales. El truncamiento en learning style* permitió recuperar variantes léxicas del término principal.

Se incluyeron artículos científicos publicados entre 2020 y 2026, indexados en Scopus, en inglés o español, cuyo título, resumen o palabras clave abordaran de manera explícita o sustantiva los estilos de aprendizaje en relación con el rendimiento académico, los resultados de aprendizaje o el desempeño estudiantil en contextos educativos mediados por tecnología.

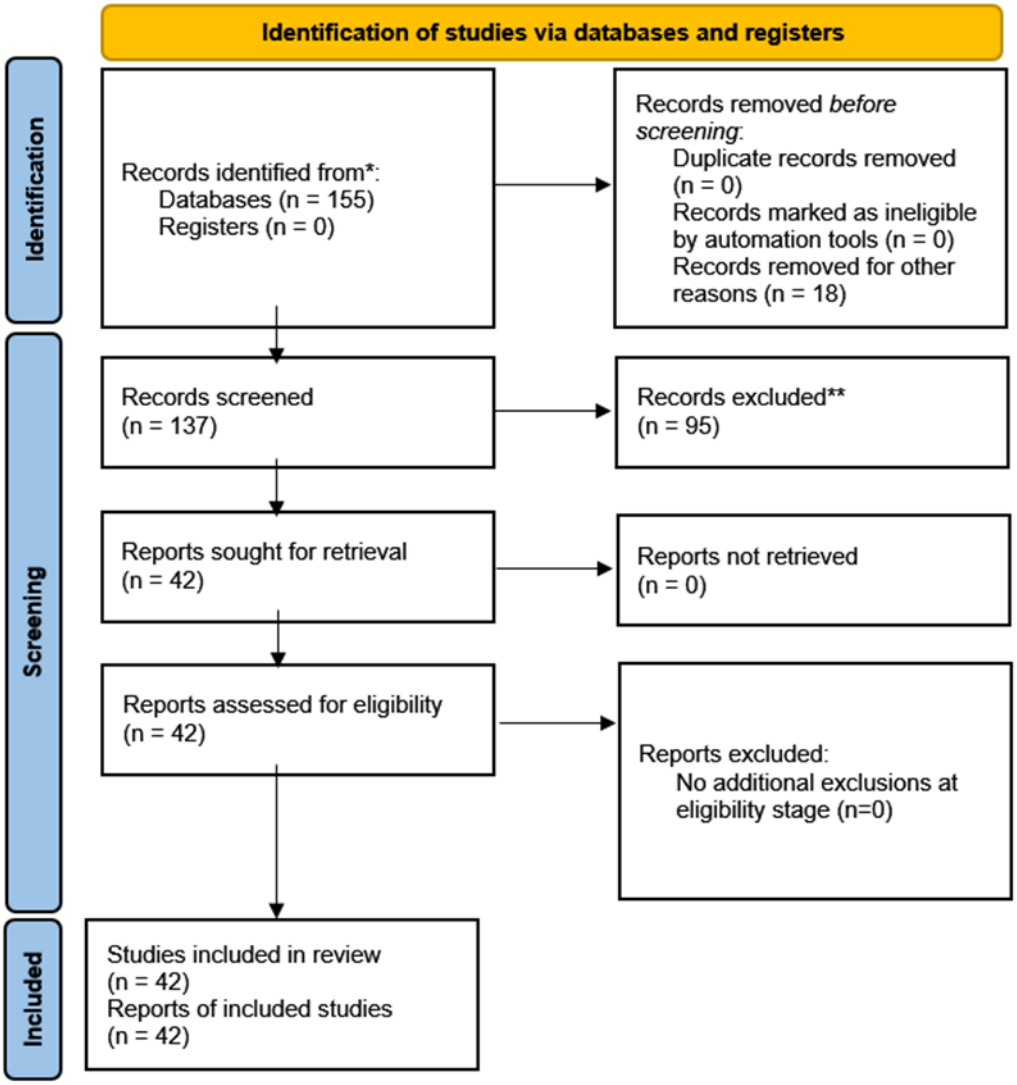
Se excluyeron registros incompletos, documentos sin resumen, publicaciones sin estructura científica verificable y trabajos con relación tangencial al objeto de estudio. También se descartaron investigaciones centradas solo en tecnología educativa o personalización sin vínculo claro con estilos de aprendizaje y rendimiento académico, así como libros, capítulos, editoriales y cartas al editor.

La selección se realizó por fases. Primero, los registros recuperados en Scopus se exportaron a una matriz de depuración para eliminar registros incompletos, no pertinentes o repetidos. Luego se aplicó el cribado por título, resumen y palabras clave, y finalmente se revisaron con mayor detalle los estudios potencialmente elegibles.

En la fase de elegibilidad se verificó la correspondencia entre el objetivo del estudio, el constructo de estilos de aprendizaje, la variable de rendimiento académico o resultados de aprendizaje y el tipo de entorno tecnológico analizado.

La búsqueda inicial en Scopus permitió identificar 155 registros. Tras la depuración inicial, se excluyeron 18 registros por no cumplir condiciones mínimas de pertinencia o disponibilidad de información. Posteriormente, 137 registros fueron sometidos a cribado por título, resumen y palabras clave, excluyéndose 95 documentos por no presentar relación sustantiva con estilos de aprendizaje, rendimiento académico y mediación tecnológica. Finalmente, 42 estudios cumplieron los criterios de elegibilidad y fueron incluidos en la síntesis cualitativa. El proceso de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión se presenta en la Figura 1, elaborada de acuerdo con la lógica del flujograma PRISMA 2020.

**Figura 1.** *Diagrama PRISMA del proceso de selección de estudios.*




Se elaboró una matriz de extracción con información sobre autoría, año, contexto educativo, área disciplinar, diseño metodológico, modelo de estilos de aprendizaje, recurso tecnológico, variable de resultado y hallazgo principal. Esta organización facilitó la comparación entre estudios y la identificación de patrones temáticos y metodológicos.

Cuando el diseño metodológico no fue declarado, se clasificó de manera descriptiva según el procedimiento reportado: transversal o correlacional, experimental o cuasiexperimental, o propuesta de sistema/framework. Esta clasificación tuvo fines analíticos y no modificó la denominación original de los autores.

Además, se aplicó una valoración descriptiva de claridad metodológica basada en cinco criterios: claridad del objetivo, explicitación del diseño, descripción del contexto o muestra, correspondencia entre método y resultados y declaración de limitaciones o sesgos. Esta evaluación se utilizó para caracterizar la solidez del corpus, no para excluir estudios.

El análisis se realizó mediante síntesis temática cualitativa. Primero se efectuó una lectura exploratoria para reconocer temas recurrentes, modelos conceptuales y tipos de relación entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico. Luego se codificaron los estudios según foco temático, mediación tecnológica y papel asignado a los estilos de aprendizaje. Finalmente, las categorías se refinaron hasta consolidar cuatro ejes: tecnologías adaptativas y personalización; modalidades de enseñanza y mediación tecnológica; factores moderadores y hallazgos no concluyentes; y relación directa entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico.

Esta estrategia analítica permitió pasar de una descripción aislada de artículos a una organización estructurada del campo. Además, posibilitó identificar la concentración de estudios en determinadas líneas de investigación, la frecuencia de modelos teóricos explícitos, la presencia de enfoques metodológicos dominantes y los vacíos que limitan la acumulación de conocimiento. La síntesis no buscó homogeneizar artificialmente resultados procedentes de diseños diversos, sino interpretar las tendencias del campo a partir de criterios comunes de comparación. Por ello, el análisis se centró en la distribución temática, la orientación metodológica, la operacionalización de los estilos de aprendizaje, los indicadores de rendimiento académico y el tipo de tecnología educativa incorporada en cada estudio.

Finalmente, se procuró mantener criterios de transparencia y reproducibilidad durante todo el proceso. La búsqueda se delimitó por base de datos, periodo temporal, campo de recuperación, operadores booleanos y criterios explícitos de inclusión y exclusión. La selección de estudios se documentó mediante el flujograma PRISMA, mientras que la extracción de información se organizó en una matriz sistemática. Esta combinación de procedimientos permitió reducir la arbitrariedad en la selección documental y ofrecer una base metodológica consistente para interpretar los resultados de la revisión.

## Resultados

La búsqueda y el cribado conforme a PRISMA 2020 permitieron consolidar un corpus final de 42 estudios para la síntesis cualitativa. La Tabla 1 presenta la sistematización

temática de los 42 estudios incluidos. Esta tabla permite observar la diversidad de enfoques presentes en el corpus, así como la concentración de trabajos en tecnologías adaptativas, personalización del aprendizaje, mediación tecnológica y análisis de factores asociados al desempeño académico.

**Tabla 1.** *Sistematización temática de los estudios incluidos en la revisión (n = 42).*

| ID | Autor/año | Foco del estudio | Categoría temática |
|---|---|---|---|
| 1 | Imanian et al. (2022) | Juegos educativos adaptativos basados en recomendación e identificación de estilos | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 2 | Vázquez-Sánchez y Delgado (2023) | Transiciones del desempeño educativo en ingeniería durante la pandemia | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes |
| 3 | Kapetanaki et al. (2021) | Realidad aumentada y pedagogía para comprensión lectora | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 4 | Huamani y Inga (2021) | Evaluación adaptativa en curso de teoría de sistemas | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 5 | Galon (2024) | Educación a distancia en turismo y hospitalidad | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 6 | Obeidat et al. (2022) | Enseñanza de AutoCAD en modalidad virtual y presencial | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 7 | Patil et al. (2022) | Estilos de aprendizaje en estudiantes de ingeniería de primer año | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes |
| 8 | Abouhashesh et al. (2025) | Estilo de aprendizaje y modo de presentación en entorno adaptativo | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 9 | Ali et al. (2025) | Diferencias de estilos entre estudiantes de ingeniería mecánica y eléctrica | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes |
| 10 | Al-Shdaifat et al. (2023) | Videofeedback en educación arquitectónica y estilos diversos | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 11 | Mishra et al. (2025) | Quizzing personalizado mediante aprendizaje automático | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 12 | Huang et al. (2025) | Reconocimiento de patrones de aprendizaje híbrido con clustering y random forest | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 13 | Idrizi et al. (2023) | Género, personalidad y estilos en modalidades STEM en línea | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes |
| 14 | Faathima Fayaza y Ahangama (2024) | Modelo Felder-Silverman en aprendizaje mediado por tecnología | Tecnologías adaptativas y personalización |

| ID | Autor/año | Foco del estudio | Categoría temática |
|---|---|---|---|
| 15 | Kadam et al. (2021) | Aprendizaje centrado en el estudiante según estilos de aprendizaje | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 16 | Sampurno et al. (2025) | Recursos híbridos táctiles y digitales para engagement y resultados | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 17 | Alshammari (2020) | Framework adaptativo para entornos virtuales de aprendizaje | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 18 | Hakim et al. (2025) | Sistema web adaptativo con modos visual y verbal | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 19 | Oletti y Maxwell (2024) | Uso de estilos de aprendizaje para mejorar resultados estudiantiles | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 20 | Geng & Jin (2026) | Recomendación y asignación de tareas con IA en enseñanza vocacional | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 21 | Chikasha et al. (2022) | Diseños multimedia personalizados en ingeniería de software | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 22 | Pedram et al. (2020) | Estilos preferidos y experiencia de aprendizaje en realidad virtual | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 23 | Wu et al. (2021) | Realidad aumentada, estilos y logros en curso de escultura | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 24 | Garcia-Suarez et al. (2025) | Perfiles personalizados con IA para desempeño en física básica | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 25 | Yang & Singh (2024) | Experiencia de usuario, estilos y desafíos académicos en plataformas | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes |
| 26 | Lin (2026) | Aula invertida con IA generativa para formación personalizada | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 27 | Suprapto et al. (2020) | Entrenamiento computarizado y resultados según estilos de aprendizaje | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 28 | Wang (2024) | Modelo blended con ciencia cognitiva y tecnología educativa | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 29 | Yin et al. (2024) | Clustering y predicción del desempeño en sistemas web interactivos | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 30 | Jalinus et al. (2022) | Aprendizaje híbrido colaborativo y modelo de Kolb en mecánica | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |

| ID | Autor/año | Foco del estudio | Categoría temática |
|---|---|---|---|
| 31 | Siregar et al. (2025) | Modelo VARK en educación digital 4.0 | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 32 | Girón-García y Gargallo-Camarillas (2023) | Tarea en línea, estilos perceptivos y logro académico | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 33 | Maquiling y Desabella (2025) | Estilos, pensamiento crítico y rendimiento matemático | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes |
| 34 | Wang y Jin (2025) | Enseñanza diferenciada y evaluación mediante red neuronal profunda | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 35 | Teeraputon y Nuankaew (2020) | Actitudes, estilos de aprendizaje y logro académico | Relación directa estilos-rendimiento |
| 36 | Kendaganna Swamy et al. (2025) | Aprendizaje experiencial colaborativo basado en Kolb | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 37 | Obeidat y Hajjat (2021) | Modalidad presencial y e-learning en tecnología de ingeniería | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 38 | Isaza Dominguez et al. (2025) | Estilos, hábitos de estudio y machine learning en ingeniería | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 39 | Rahman et al. (2025) | Aprendizaje de lengua de señas asistido por tecnología | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica |
| 40 | Stănescu et al. (2025) | Resultados de aprendizaje en realidad virtual e ingeniería submarina | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 41 | Gertner et al. (2022) | Perfiles de aprendizaje en clases de resolución de problemas en ingeniería | Tecnologías adaptativas y personalización |
| 42 | Tibyani et al. (2025) | Sistema de asesoramiento basado en similitud entre estudiantes | Tecnologías adaptativas y personalización |

Predominaron los estudios sobre tecnologías adaptativas y personalización, seguidos por los centrados en mediación tecnológica. La relación directa entre estilos de aprendizaje y rendimiento tuvo presencia marginal. Sobre esta base, la caracterización del corpus permite precisar cómo se distribuyen los estudios según modelo, contexto y diseño metodológico. La Tabla 2 presenta la caracterización general del corpus, considerando categoría temática, modelo de estilos de aprendizaje, contexto educativo y diseño metodológico predominante.

**Tabla 2.** *Características de los estudios incluidos.*

| Variable | Categoría | n | % |
|---|---|---|---|
| Corpus final | Estudios incluidos | 42 | 100.0 |

| Variable | Categoría | n | % |
|---|---|---|---|
| Categoría temática | Tecnologías adaptativas y personalización | 24 | 57.1 |
| | Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica | 11 | 26.2 |
| | Factores moderadores y hallazgos no concluyentes | 6 | 14.3 |
| | Relación directa estilos-rendimiento | 1 | 2.4 |
| Modelo de estilos de aprendizaje | No especificado / referencia general | 28 | 66.7 |
| | Kolb | 5 | 11.9 |
| | Felder-Silverman | 4 | 9.5 |
| | VARK | 2 | 4.8 |
| | Estilos y personalidad | 2 | 4.8 |
| | Profundo/superficial | 1 | 2.4 |
| Contexto educativo | Ingeniería / educación tecnológica | 19 | 45.2 |
| | STEM / computación | 10 | 23.8 |
| | Educación superior general | 6 | 14.3 |
| | Otros contextos mediados por tecnología | 7 | 16.7 |
| Diseño metodológico | Propuesta de sistema / framework | 10 | 23.8 |
| | Estudio empírico | 10 | 23.8 |
| | Experimental / cuasiexperimental | 7 | 16.7 |
| | Encuesta / correlacional | 6 | 14.3 |
| | Estudio de caso | 3 | 7.1 |
| | Otros diseños | 6 | 14.3 |

La Tabla 2 confirma el predominio de investigaciones sobre tecnologías adaptativas y personalización, el uso frecuente del concepto estilos de aprendizaje sin adscripción teórica explícita y la concentración del corpus en ingeniería, educación tecnológica, STEM y computación.

En segundo plano se ubicaron los estudios sobre mediación tecnológica y, con menor frecuencia, los que incorporaron variables moderadoras o analizaron de forma directa la relación estilos-rendimiento. También se observó heterogeneidad metodológica, con predominio de propuestas de sistema y estudios empíricos. Con el propósito de sintetizar las tendencias investigativas del corpus, la Tabla 3 presenta las categorías temáticas identificadas, su frecuencia, el enfoque predominante y la tendencia descriptiva correspondiente.

**Tabla 3.** *Categorías temáticas de los estudios incluidos.*

| Categoría temática | n | % | Enfoque predominante | Tendencia descriptiva |
|---|---|---|---|---|
| Tecnologías adaptativas y personalización | 24 | 57.1 | Sistemas adaptativos, recomendación de contenidos, IA, machine learning, LMS personalizados | Uso de estilos de aprendizaje como criterio de personalización de contenidos, rutas, actividades o evaluaciones. |
| Modalidades de enseñanza y mediación tecnológica | 11 | 26.2 | E-learning, blended learning, AR/VR, videofeedback, recursos multimedia | Análisis de la interacción entre estilos de aprendizaje, recursos tecnológicos y modalidades educativas. |
| Factores moderadores y hallazgos no concluyentes | 6 | 14.3 | Personalidad, adaptación, género, disciplina, condiciones contextuales | Incorporación de variables personales o contextuales asociadas al desempeño académico. |
| Relación directa estilos-rendimiento | 1 | 2.4 | Asociación explícita entre estilo y desempeño en contexto tecnológico | Estudio focalizado en la relación directa entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico. |

La Tabla 3 refuerza la centralidad de las tecnologías adaptativas y la personalización como eje dominante del corpus. En segundo plano aparecen las modalidades de enseñanza mediadas por tecnología y, con menor presencia, los estudios con variables moderadoras o con análisis directo de la relación estilos-rendimiento. Esta distribución temática se complementa con la revisión de los contextos educativos y de los recursos tecnológicos predominantes. Además de la organización temática, en la Tabla 4 se presenta el análisis de la distribución de los estudios según contexto educativo y recurso tecnológico predominante.

**Tabla 4.** *Contexto educativo y recurso tecnológico predominante.*

| Contexto educativo | n | % | Recurso o enfoque tecnológico predominante | Tendencia descriptiva |
|---|---|---|---|---|
| Ingeniería / educación tecnológica | 19 | 45.2 | Aprendizaje adaptativo, plataformas virtuales, laboratorios remotos/virtuales, videofeedback, evaluación adaptativa | Presencia de recursos digitales orientados a adaptar estrategias pedagógicas en contextos técnicos y aplicados. |
| STEM / computación | 10 | 23.8 | IA, machine learning, clustering, analítica del | Uso de modelos predictivos, analítica del |

| Contexto educativo | n | % | Recurso o enfoque tecnológico predominante | Tendencia descriptiva |
|---|---|---|---|---|
| | | | aprendizaje, quizzing personalizado, programación en línea | aprendizaje y sistemas automatizados de personalización. |
| Educación superior general | 6 | 14.3 | LMS, entornos virtuales, aprendizaje en línea, sistemas recomendadores | Uso de plataformas y sistemas digitales para apoyar procesos de enseñanza y aprendizaje. |
| Otros contextos mediados por tecnología | 7 | 16.7 | AR/VR, multimedia, foros asincrónicos, videojuegos educativos, tutoring systems | Uso de tecnologías inmersivas, recursos multimedia y sistemas tutoriales en experiencias educativas diversas. |

La Tabla 4 muestra la concentración del corpus en ingeniería, educación tecnológica, STEM y computación, donde predominan plataformas virtuales, aprendizaje adaptativo, analítica del aprendizaje e inteligencia artificial. En contextos menos representados se observan LMS, recursos multimedia, AR/VR y sistemas tutoriales.

En síntesis, el corpus se concentró en personalización y tecnologías adaptativas, con uso frecuente del concepto estilos de aprendizaje sin modelo explícito, predominio de contextos de ingeniería y STEM, y escasa evidencia centrada exclusivamente en la relación directa entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico.

## Discusión

La distribución temática del corpus indica que los estilos de aprendizaje fueron examinados principalmente como criterios para personalizar entornos educativos mediados por tecnología. De los 42 estudios incluidos, 24 se concentraron en tecnologías adaptativas y personalización, 11 analizaron modalidades de enseñanza y mediación tecnológica, seis incorporaron factores personales o contextuales y solo uno abordó de forma directa la relación entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico. Esta configuración delimita el alcance de la evidencia: la literatura reciente se orienta hacia la aplicación tecnológica de perfiles estudiantiles, pero no proporciona una base empírica suficiente para sostener que un estilo específico determine, por sí mismo, el desempeño académico.

En los estudios sobre personalización, los estilos de aprendizaje fueron utilizados como variables de entrada para seleccionar contenidos, modificar su presentación, organizar actividades o ajustar procedimientos de evaluación. Esta función se identificó en juegos educativos adaptativos, evaluaciones contextualizadas, marcos para entornos virtuales, sistemas web diferenciados y propuestas centradas en las preferencias del estudiante (Abouhashesh et al., 2025; Alshammari, 2020; Hakim et al., 2025; Huamani & Inga, 2021;

Imanian et al., 2022; Kadam et al., 2021; Oletti & Maxwell, 2024). Chikasha et al. (2022) extendieron este enfoque al diseño multimedia en ingeniería de software. En estos trabajos, el estilo de aprendizaje no fue evaluado necesariamente como predictor del rendimiento, sino como un criterio empleado para configurar la intervención. Por ello, cualquier variación en los resultados debe atribuirse al diseño instruccional completo, que puede incluir cambios simultáneos en recursos, secuencias, retroalimentación y actividades, y no únicamente a la correspondencia entre un perfil y una modalidad de enseñanza.

Otra línea incorporó inteligencia artificial, aprendizaje automático, agrupamiento y redes neuronales para construir perfiles, predecir el desempeño o asignar recursos. García-Suárez et al. (2025) abordaron la personalización en física básica; Geng y Jin (2026) desarrollaron mecanismos de recomendación y asignación de tareas; Huang et al. (2025) aplicaron agrupamiento K-means y random forest al reconocimiento de patrones de aprendizaje híbrido; e Isaza Domínguez et al. (2025) integraron estilos y hábitos de estudio en un modelo basado en datos. La personalización de cuestionarios, el asesoramiento por similitud, la enseñanza diferenciada y la predicción del rendimiento también fueron examinados por Mishra et al. (2025), Tibyani et al. (2025), Wang y Jin (2025) y Yin et al. (2024).

Otros trabajos incorporaron Felder-Silverman, Kolb, VARK, estilos perceptivos, perfiles cognitivos y aprendizaje combinado en propuestas de educación digital, resolución de problemas, aula invertida y realidad virtual (Faathima Fayaza & Ahangama, 2024; Gertner et al., 2022; Girón-García & Gargallo-Camarillas, 2023; Kendaganna Swamy et al., 2025; Lin, 2026; Siregar et al., 2025; Stănescu et al., 2025; Wang, 2024). Sin embargo, los patrones obtenidos a partir de navegación, frecuencia de acceso, respuestas o desempeño en plataformas no equivalen automáticamente a estilos de aprendizaje. Estos registros también pueden representar conocimiento previo, persistencia, nivel de dominio o estrategias de estudio. La interpretación educativa de las categorías algorítmicas requiere demostrar su correspondencia con el constructo teórico declarado. Asimismo, la contribución de la analítica del aprendizaje al desempeño académico depende de la calidad de los datos procesados y de su integración en decisiones pedagógicas explícitas; por tanto, la capacidad predictiva del algoritmo no sustituye la validación conceptual de las variables utilizadas (Ifenthaler & Yau, 2020).

La falta de uniformidad teórica constituye una limitación transversal. En 28 estudios, equivalentes al 66.7 % del corpus, no se identificó una adscripción explícita a un modelo de estilos de aprendizaje. Los trabajos restantes utilizaron Kolb, Felder-Silverman, VARK, la distinción profundo-superficial o combinaciones entre estilos y personalidad. Estas taxonomías no miden dimensiones equivalentes. Kolb se fundamenta en el aprendizaje experiencial; Felder-Silverman organiza preferencias mediante dimensiones bipolares;

VARK clasifica modalidades sensoriales de presentación; y el enfoque profundo-superficial describe formas de procesamiento académico.

La inclusión de estas categorías bajo una misma denominación reduce la comparabilidad y dificulta precisar qué constructo se relaciona con el rendimiento. Esta dispersión coincide con las objeciones de Coffield et al. (2004) y Pashler et al. (2008) respecto de la proliferación de tipologías y la insuficiencia de evidencia para justificar una enseñanza basada en la correspondencia rígida entre estilo y método. La frecuencia de sistemas adaptativos confirma la permanencia del constructo en el diseño tecnológico, pero no demuestra que el emparejamiento entre estilo y estrategia produzca mejores resultados académicos.

Los estudios sobre modalidades de enseñanza y mediación tecnológica analizaron intervenciones diferenciadas por recursos, contenidos y población. Kapetanaki et al. (2021) incorporaron realidad aumentada en comprensión lectora; Al-Shdaifat et al. (2023) examinaron videorretroalimentación en educación arquitectónica; Sampurno et al. (2025) combinaron recursos táctiles y digitales; Pedram et al. (2020) estudiaron preferencias en realidad virtual; y Wu et al. (2021) analizaron realidad aumentada y logro académico en un curso de escultura. Suprapto et al. (2020) abordaron formación asistida por computadora, mientras que Jalinus et al. (2022) integraron aprendizaje híbrido, colaboración y el modelo de Kolb. Galon (2024), Obeidat et al. (2022) y Obeidat y Hajjat (2021) situaron el análisis en educación a distancia y en la comparación entre modalidades virtuales y presenciales. Rahman et al. (2025) examinó el aprendizaje de lengua de señas asistido por tecnología en escolares de diferentes países. Estas intervenciones difieren en inmersión, interacción, autonomía, duración, acompañamiento docente y procedimientos de evaluación. Por consiguiente, la mediación tecnológica no puede tratarse como una intervención homogénea ni las diferencias de rendimiento pueden atribuirse exclusivamente a los estilos de aprendizaje.

Los estudios clasificados bajo factores moderadores evidenciaron que las diferencias individuales interactúan con variables disciplinares, personales e institucionales. Vázquez-Sánchez y Delgado (2023) analizaron las transiciones del rendimiento durante la pandemia; Patil et al. (2022) caracterizaron perfiles de estudiantes de ingeniería de primer año; y Ali et al. (2025) compararon estilos entre estudiantes de ingeniería mecánica y eléctrica. Idrizi et al. (2023) incorporaron género, personalidad y modalidad de enseñanza; Yang y Singh (2024) relacionaron experiencia de usuario, estilos y dificultades académicas; y Maquiling y Desabella (2025) examinaron estilos, pensamiento crítico y rendimiento matemático. Estos trabajos indican que el desempeño debe analizarse mediante modelos multivariados que incluyan conocimiento previo, hábitos académicos, autorregulación, personalidad, cultura disciplinar y exigencias de la tarea. Solo Teeraputon y Nuankaew (2020) se concentraron

directamente en estilos de aprendizaje y logro académico. La presencia de un único estudio en esta categoría impide establecer la magnitud, dirección o estabilidad de la asociación entre ambas variables. La mayor parte del corpus examinó aplicaciones de los perfiles dentro de sistemas tecnológicos, no su capacidad explicativa sobre el rendimiento.

La comparación entre estudios también estuvo restringida por la diversidad de indicadores y diseños. El rendimiento fue operacionalizado mediante calificaciones, puntuaciones en pruebas, adquisición de habilidades, pensamiento analítico, cumplimiento de tareas, comprensión, participación, satisfacción, experiencia de usuario y predicciones de desempeño. Estas medidas corresponden a dominios diferentes: la satisfacción representa una valoración subjetiva; la participación describe una conducta observable; una predicción estima un resultado; y una calificación expresa logro conforme a un sistema de evaluación específico.

La composición metodológica presentó una variación similar, con diez propuestas de sistemas o marcos, diez estudios empíricos, siete diseños experimentales o cuasiexperimentales, seis investigaciones correlacionales, tres estudios de caso y seis trabajos clasificados en otros diseños. Las propuestas tecnológicas permiten evaluar funcionamiento o viabilidad, pero no necesariamente demostrar efectos educativos; los estudios correlacionales identifican asociaciones sin establecer causalidad; y los diseños experimentales pueden estar condicionados por muestras pequeñas, intervenciones breves o contenidos específicos. Esta heterogeneidad sustenta la elección de una síntesis cualitativa e impide estimar un efecto general comparable.

La concentración de 29 estudios, equivalentes al 69.0 % del corpus, en ingeniería, educación tecnológica, STEM y computación también condiciona la interpretación. Estos campos utilizan con frecuencia simulaciones, programación, resolución de problemas, evaluación automatizada y plataformas interactivas, características que favorecen el desarrollo de sistemas adaptativos y predictivos. No obstante, los hallazgos no pueden transferirse directamente a disciplinas con otras estructuras curriculares, formas de interacción y procedimientos de evaluación.

Desde una perspectiva instruccional, los perfiles de aprendizaje pueden utilizarse como información complementaria, pero no como categorías permanentes ni como criterio exclusivo para asignar contenidos. La adaptación debería considerar conocimiento previo, desempeño observado, errores recurrentes, progresión, autorregulación y características de la tarea, además de actualizar el perfil durante el proceso formativo. En los sistemas basados en inteligencia artificial, la evaluación debe diferenciar precisión técnica y pertinencia educativa, e incluir calidad de los datos, estabilidad de las clasificaciones, transparencia de las reglas de recomendación y efectos sobre indicadores académicos previamente definidos.

La interpretación de los hallazgos está limitada por la búsqueda exclusiva en Scopus y por la inclusión de artículos de revista, trabajos de congresos, propuestas tecnológicas y estudios empíricos con distinto grado de desarrollo metodológico. La delimitación temporal entre 2020 y 2026 también favoreció investigaciones sobre educación remota, inteligencia artificial y adaptación digital. Las investigaciones posteriores deberán declarar el modelo teórico utilizado, justificar el instrumento de medición y diferenciar estilos, preferencias, estrategias, enfoques de aprendizaje y patrones de interacción digital. También se requieren diseños longitudinales y comparativos que separen el efecto del emparejamiento por estilos del efecto asociado con multimodalidad, retroalimentación, secuenciación adaptativa o mejora general del diseño instruccional.

## Conclusiones

El estudio mostró que la evidencia reciente no respalda una relación directa, uniforme y aislada entre estilos de aprendizaje y rendimiento académico. El vínculo aparece sobre todo en contextos de personalización educativa, sistemas adaptativos, analítica del aprendizaje, inteligencia artificial y diseño instruccional mediado por tecnología, con especial presencia en educación superior, ingeniería, educación tecnológica, STEM y computación.

Persisten limitaciones conceptuales y metodológicas, entre ellas la falta de adscripción explícita a modelos teóricos, la diversidad de indicadores de rendimiento y la heterogeneidad de los diseños. Por ello, se requieren estudios comparativos, longitudinales y multivariados que articulen estilos de aprendizaje con autorregulación, motivación, interacción digital, retroalimentación y contexto institucional, además de evaluar la pertinencia pedagógica de los sistemas adaptativos sin reducir la personalización a etiquetas rígidas.

## Acerca de

**Contribución de los autores:** Todos los autores contribuyeron a la conceptualización del estudio, desarrollo metodológico, análisis e interpretación de los datos, redacción del manuscrito y revisión crítica de su contenido intelectual. Todos aprobaron la versión final para su publicación.

**Financiamiento:** Los autores declaran que no recibieron financiamiento para esta investigación.

**Conflicto de interés:** Los autores declaran no tener conflicto de interés.

**Certificación ética:** El estudio se basó en la revisión y síntesis de publicaciones científicas, respetando los principios de integridad académica, transparencia metodológica y reconocimiento de las fuentes consultadas.

**Historia del artículo:** Artículo recibido 02 de septiembre 2026| Aceptado 28 de septiembre 2026 | Publicado 03 de noviembre 2026

**Cómo citar:**

**Maravi Cabrera**, A. J; Muñoz Echevarría, E. R; Carrasco Nuñez; Y. M; Calle Vilca, L. A. (2026). Estilos de aprendizaje y rendimiento académico en entornos educativos mediados por tecnología: revisión sistemática. *Horizontes Revista de Investigación en Ciencias de la Educación*, 10(44). https://doi.org/10.33996/revistahorizontes.v10i44.1338

## Referencias

**Abouhashesh**, M. R. I., Abdelrhman, S. A. A. M., & Kahouf, S. A. E. (2025). The effect of the interaction between learning style (surface/deep) and content presentation mode (conditional/flexible) in an adaptive learning environment on acquiring computer maintenance skills and developing analytical thinking among educational. *Scientific Culture, 11*(3.2), 1206–1235. https://doi.org/10.5281/zenodo.18422007

**Ali**, K., Haggag, S., & Nassereddiene, M. (2025). Learning style differences between mechanical and electrical engineering students. International Journal of Mechanical Engineering Education. https://doi.org/10.1177/03064190251376271

**Alshammari**, M. T. (2020). Design and evaluation of an adaptive framework for virtual learning environments. *International Journal of Advanced and Applied Sciences, 7*(5), 39–51. https://doi.org/10.21833/ijaas.2020.05.006

**Al-Shdaifat**, I. M., Obeidat, L. M., Mabdeh, S. N., Alzoubi, L., & Al-Khazaleh, S. H. (2023). Integrating video feedback into architectural design education to engage diverse learning styles. *Cogent Engineering, 10*(2). https://doi.org/10.1080/23311916.2023.2269651

**Chikasha**, S., Petegem, W. V., & Valcke, M. (2022). Impact of alternative designs of multimedia elaboration on learning outcomes: Towards personalized learning of Software Engineering. *IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON, 2022*-March, 2104–2113. https://doi.org/10.1109/educon52537.2022.9766676

**Coffield**, F., Moseley, D., Hall, E., & Ecclestone, K. (2004). Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review. Learning and Skills Research Centre. https://www.leerbeleving.nl/wp-content/uploads/2011/09/learning-styles.pdf

**Faathima Fayaza**, M. S., & Ahangama, S. (2024). Use of felder silverman learning style model in technology enhanced learning. Proceedings - International Research Conference on Smart Computing and Systems Engineering, SCSE 2024. https://doi.org/10.1109/SCSE61872.2024.10550775

**Felder**, R. M., & Silverman, L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering Education, 78*(7), 674–681. https://engr.ncsu.edu/wp-content/uploads/drive/1QP6kBI1iQmpQbTXL-08HSl0PwJ5BYnZW/1988-LS-plus-note.pdf

**Fleming**, N. D., & Mills, C. (1992). Not Another Inventory, rather a catalyst for reflection. *To Improve the Academy, 11*(1), 137–155. https://doi.org/10.1002/j.2334-4822.1992.tb00213.x

**Galon**, D. I. (2024). The impact of distance learning on tourism and hospitality education during the SARS-CoV-2 pandemic in Region VI, Western Visayas. *International Journal of Advanced and Applied Sciences, 11*(10), 1–6. https://doi.org/10.21833/ijaas.2024.10.001

**Garcia-Suarez**, D., Guzmán Guzmán, B. R., Hernández Alamillo, C. A., & Martínez Ludet-Muñoz De Cote, E. P. (2025). AI-Driven Personalized Learning Profiles to Enhance Student Performance in Basic Physics: A Pilot Study. IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON. https://doi.org/10.1109/educon62633.2025.11016294

**Geng**, Y., & Jin, M. (2026). AI-powered recommendation and task assignment mechanism for interactive vocational English teaching. *International Journal of Information and Communication Technology, 27*(11), 1–17. https://doi.org/10.1504/ijict.2026.151714

**Gertner**, Y., Alvarez, J., Cosman, B., & Amos, J. R. (2022). Work in progress: Understanding student learning profiles in second-year problem-solving engineering classes. ASEE Annual Conference and Exposition, Conference Proceedings. https://doi.org/10.18260/1-2--40598

**Girón-García**, C., & Gargallo-Camarillas, N. (2023). The effects of an online task on legal English students' perceptual learning styles and academic achievement [Los efectos de una tarea online en los estilos de aprendizaje perceptivos y en el rendimiento académico de estudiantes de inglés jurídico]. *Cultura, Lenguaje y Representación, 30*, 107–130. https://doi.org/10.6035/clr.6537

**Hakim**, A. R., Degeng, I. N. S., Kamdi, W., & Soepriyanto, Y. (2025). Design Thinking-based Adaptive Web Learning System for Science Education with Visual and Verbal Learning Modes. *Online Learning in Educational Research, 5*(2), 425–439. https://doi.org/10.58524/oler.v5i2.895

**Huamani**, G. T., & Inga, P. M. T. (2021). WIP Adaptive evaluation for a systems theory course according to the learning context. EDUNINE 2021 - 5th IEEE World Engineering Education Conference: The Future of Engineering Education: Current Challenges and Opportunities, Proceedings. https://doi.org/10.1109/edunine51952.2021.9429166

**Huang**, T., Li, M., Qin, Y., Zhong, H., & Deng, Y. (2025). Research on Hybrid Learning Behavior Pattern Recognition Based on K-means Clustering and Random Forest. *Proceedings of 2025 International Conference on Educational Technology and Artificial Intelligence, ETAIC 2025, 184*–191. https://doi.org/10.1145/3766557.3766589

**Idrizi**, E., Filiposka, S., & Trajkovikj, V. (2023). Gender impact on STEM online learning- a correlational study of gender, personality traits and learning styles in relation to different online teaching modalities. *Multimedia Tools and Applications, 82*(19), 30201–30219. https://doi.org/10.1007/s11042-023-14908-x

**Ifenthaler**, D., & Yau, Y.-K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review. *Educational Technology Research and Development, 68*(4), 1961–1990. https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z

**Imanian**, N., Havas, S., & Moradi, P. (2022). Adaptive educational games based on recommendation strategy and learning style identification. 9th International and the 15th National Conference E-Learning and E-Teaching, ICELET 2022. https://doi.org/10.1109/icelet55619.2022.9765415

**Isaza Domínguez**, L. G., Robles-Gómez, A., & Pastor-Vargas, R. (2025). A data-driven approach to engineering instruction: Exploring learning styles, study habits, and machine learning. *IEEE Access, 13*, 10978–11002. https://doi.org/10.1109/access.2025.3528263

**Jalinus**, N., Ganefri, Zaus, M. A., Wulansari, R. E., Nabawi, R. A., & Hidayat, H. (2022). Hybrid and Collaborative Networks Approach: Online Learning Integrated Project and Kolb Learning Style in Mechanical Engineering Courses. *International Journal of Online and Biomedical Engineering, 18*(15), 4–16. https://doi.org/10.3991/ijoe.v18i15.34333

**Kadam**, P. R., Gaikwad, U. K., & Bhamre, P. D. (2021). Student centred learning using student's learning style. *Journal of Engineering Education Transformations, 34*(Special Issue), 391–395. https://doi.org/10.16920/jeet/2021/v34i0/157185

**Kapetanaki**, A., Krouska, A., Troussas, C., & Sgouropoulou, C. (2021). A novel framework incorporating augmented reality and pedagogy for improving reading comprehension in special education. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, 338*, V–VI. https://doi.org/10.3233/faia210081

**Kaur**, R., Saini, S. K., Saini, R., Aggarwal, V., Sandeep Vasekara, P., & Kaveyan, K. (2025). Harnessing Disruptive Technologies in Education: The Role of AI, VR/AR, Blockchain, IoT, and Adaptive Learning Platforms. *2025 International Conference on Artificial Intelligence and Data Engineering, AIDE 2025 - Proceedings, 353*–358. https://doi.org/10.1109/aide64228.2025.10986860

**Kendaganna Swamy**, S., Subramanya, K. N., Rajasree, P. M., Veena Divya, K., & Uma, B. V. (2025). A Case Study on-Enriching Learning Ability among Students By Adapting Collaborative Experiential Learning Based on Kolb's Model. *Journal of Engineering Education Transformations, 38*(Special Issue), 368–374. https://doi.org/10.16920/jeet/2025/v38is2/25044

**Kolb**, D. A. (1984). Experiential learning: Experience as the source of learning and development. Prentice-Hall. https://www.fullerton.edu/cice/_resources/pdfs/sl_documents/Experiential%20Learning%20-%20Experience%20As%20The%20Source%20Of%20Learning%20and%20Development.pdf

**Lin**, H. C. (2026). A Generative AI-Supported Flipped Classroom Model for Personalized Skill Training in Engineering Woodworking Education. *Lecture Notes in Computer Science, 15914* LNCS, 366–376. https://doi.org/10.1007/978-3-031-98197-5_39

**Liu**, L. (2025). Enhancing educational training and learning outcomes through a hybrid experience created by integrating augmented reality and virtual reality technologies. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 25*(3), 2310–2321. https://doi.org/10.1177/14727978241312994

**Maquiling**, E. E., & Desabella, R. V. (2025). Unraveling the connections: Learning styles, critical thinking skills and mathematics performance among industrial technology students. *Edelweiss Applied Science and Technology, 9*(6), 821–834. https://doi.org/10.55214/25768484.v9i6.7954

**Meeran**, M. R. N., Khuthbuddin, S., Al-Hinai, A. A. S., Ahmed, N. N., & Prakash, V. M. (2025). Exploring learning mechanisms and influences on student engagement and academic performance. *International Journal of Innovation and Learning, 37*(4), 474–493. https://doi.org/10.1504/ijil.2025.146512

**Mishra**, S., Mohamed, A., & Mohamed, M. (2025). Towards Efficient Assessment: Personalized Quizzing Through Machine Learning. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 469*–474. https://doi.org/10.1109/ccece64018.2025.11364481

**Obeidat**, S., Dakeev, U., & Ma, J. (2022). Teaching AutoCAD in E-learning and Face-to-Face Styles for Undergraduate Engineering Technology Students During and after COVID-19 Pandemic. ASEE Annual Conference and Exposition, Conference Proceedings. https://doi.org/10.18260/1-2--40746

**Obeidat**, S. M., & Hajjat, J. A. (2021). Face-to-Face and E-learning Styles for Undergraduate Engineering Technology Students During COVID-19 Pandemic. ASEE Annual Conference and Exposition, Conference Proceedings. https://doi.org/10.18260/1-2--37170

**Oletti**, B. L., & Maxwell, J. (2024). Board 79: Leveraging Learning Styles for Enhanced Student Outcomes: A Study at a New York University. ASEE Annual Conference and Exposition, Conference Proceedings. https://doi.org/10.18260/1-2--48378

**Page**, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ, 372*. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

**Pashler**, H., McDaniel, M., Rohrer, D., & Bjork, R. (2008). Learning styles concepts and evidence. *Psychological Science in the Public Interest, Supplement, 9*(3), 105–119. https://doi.org/10.1111/j.1539-6053.2009.01038.x

**Patil**, P. B., Vijayalakshmi, M., Basawaraj, & Humbi, N. (2022). Learning Styles of First-Year Undergraduate Engineering Majors at an Indian Technological University. 2022 IEEE IFEES World Engineering Education Forum - Global Engineering Deans Council, WEEF-GEDC 2022 - Conference Proceedings. https://doi.org/10.1109/WEEF-GEDC54384.2022.9996222

**Pedram**, S., Howard, S., Kencevski, K., & Perez, P. (2020). Investigating the relationship between students' preferred learning style on their learning experience in virtual reality (VR) learning environment. *Advances in Intelligent Systems and Computing, 1018*, 275–281. https://doi.org/10.1007/978-3-030-25629-6_43

**Rahman**, S., Thankachan, B., Samposalo, H. M., Pade, C. S., Tandon, C., Kinnula, M., Monga, C., & Turunen, M. (2025). Technology-Assisted Sign Language Learning for

Elementary Schoolchildren - A Cross-Country Study. *ACM International Conference Proceeding Series, 222*–232. https://doi.org/10.1145/3696593.3696602

**Sampurno**, M. B. T., Safian, A. R., Kusumandyoko, T. C., Islam, M. A., Wiratmoko, C., & Djahwasi, H. R. (2025). Integrating tactile and digital learning through hybrid popup cards (HiPOP) to enhance engagement and learning outcomes in distance elementary education. *Edutec, 2025*(94), 161-180. https://doi.org/10.21556/edutec.2025.94.3889

**Selvi**, K. T., Suhas, S., Shetty, V. H., Kumar, S. K., & Shenoy, S. (2025). Edutrack: AI based Personalized Learning Through Secure Analytics. *Proceedings of the 4th International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications, ICIMIA 2025, 1126*–1131. https://doi.org/10.1109/icimia67127.2025.11200902

**Siregar**, H. S., Rizza, M., & Nurhamzah. (2025). ISLAMIC EDUCATION IN THE DIGITAL AGE: Students' Perspectives on the Vark Model in the Context of Education 4.0. *Ulumuna, 29*(1), 129–154. https://ulumuna.or.id/index.php/ujis/article/view/1319

**Stănescu**, A. B., Travadel, S., Rughiniș, R. V., & Bucea-Manea-Țoniș, R. (2025). Modeling Learning Outcomes in Virtual Reality Through Cognitive Factors: A Case Study on Underwater Engineering. *Electronics (Switzerland), 14*(17). https://doi.org/10.3390/electronics14173369

**Suprapto**, Y., Nuraela, L., Masitoh, S., Nurdyansyah, & Mandarani, V. (2020). The Influence Computer Based Training Utilization of Learning Outcomes of Solid-State Electronics Viewed from Different Learning Style. *Journal of Physics: Conference Series, 1594*(1). https://doi.org/10.1088/1742-6596/1594/1/012008

**Teeraputon**, D., & Nuankaew, P. (2020). Attitude and learning styles in different academic achievement of tertiary students. *Universal Journal of Educational Research, 8*(11B), 6178–6184. https://doi.org/10.13189/ujer.2020.082255

**Tibyani**, T., Supianto, A. A., Anam, S., Wardhani, N. W. S., & Hartono, P. (2025). Learning-Advisory System Based on Students' Similarity. *International Journal of Mathematics and Computer Science, 20*(4), 1121–1139. https://doi.org/10.69793/ijmcs/04.2025/tibyani

**Tuyboyov**, O., Turdikulova, B., Davlatova, R., & Norov, S. (2025). The role of AI-driven intelligent tutoring systems in enhancing mechanical engineering education. *AIP Conference Proceedings, 3268*(1). https://doi.org/10.1063/5.0257379

**Vázquez-Sánchez**, A., & Delgado, F. (2023). Educative performance transitions in engineering students through the COVID-19 pandemic. *Frontiers in Education, 8*. https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1156724

**Wang**, L., & Jin, Y. (2025). Research on Differentiated Teaching Strategies and Educational Effect Evaluation in Online Teaching of Radio and Television Director Major Based on Deep Neural Network. *3rd International Conference on Business Analytics for Technology and Security, ICBATS 2025, 1*–6. https://doi.org/10.1109/icbats66542.2025.11258106

**Wang**, X. (2024). A blended teaching model integrating cognitive science and educational technology: An empirical study to enhance students' learning effectiveness. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences, 9*(1). https://doi.org/10.2478/amns-2024-3092

**Weiling**, C. T., Ling, L. S., & Yin, O. S. (2025). Personalised and Collaborative Learning Experience (PCLE) Framework for AI-Driven Learning Management System (LMS). *2025 IEEE International Conference on Computing, ICOCO 2025, 506*–511. https://doi.org/10.1109/icoco67189.2025.11334107

**Wu**, W., Hsu, Y., Cao, X., & Chen, J. (2021). Cross-Cultural Education: The Effects of AR Technology and Learning Styles on Learning Achievements of Sculpture Course. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 12772* LNCS, 241–250. https://doi.org/10.1007/978-3-030-77077-8_19

**Yang**, C., & Singh, S. S. B. (2024). User Experience in Information System Platforms: A Study on Learning Styles and Academic Challenges. *Journal of Internet Services and Information Security, 14*(4), 209–223. https://doi.org/10.58346/jisis.2024.i4.012

**Yin**, M., Cao, H., Yu, Z., & Pan, X. (2024). Manual Label and Machine Learning in Clustering and Predicting Student Performance: A Practice Based on Web-Interactive Teaching Systems. *International Journal of Web-Based Learning and Teaching Technologies, 19*(1). https://doi.org/10.4018/ijwltt.347661

**Zawacki-Richter**, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? International Journal of Educational Technology in Higher Education, 16(1), 39. https://doi.org/10.1186/S41239-019-0171-0

Este artículo está bajo la licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0).