



Modelos andragógicos mediados por inteligencia artificial en el acompañamiento pedagógico universitario

Andragogical Models Mediated by Artificial Intelligence in
University Pedagogical Support

William Peter Angulo Pomiano

 [0000-0003-2493-8549](#)

Universidad Nacional del Callao, Perú

wpangulop@unac.edu.pe

Resumen

Objetivo: Determinar el impacto de los modelos andragógicos apoyados por inteligencia artificial en la mejora del acompañamiento pedagógico universitario. **Metodología:** Estudio cuantitativo explicativo con diseño cuasiexperimental, pretest-postest y grupo control. Colaboraron 120 estudiantes (60 grupo experimental, 60 grupo control) de pregrado de ciencias sociales y humanidades de universidades privadas de Lima Norte, escogidos de una población de 847, con margen de error del $\pm 8.9\%$ al 95% de confianza. Se aplicó un modelo andragógico mediado por IA conversacional, valorando rendimiento académico, autonomía de aprendizaje y satisfacción estudiantil a través de instrumentos validados. **Resultado:** se demostró progresos significativos en el grupo experimental, con un aumento del 23% en el rendimiento académico ($p<0.001$) y del 31% en la percepción de autonomía de aprendizaje ($p<0.001$). La discusión reveló que la mediación tecnológica fortalece los principios andragógicos de autodirección y experiencia previa, aunque persisten desafíos en la alfabetización digital docente. **Conclusión:** los modelos andragógicos mediados por IA son una opción viable para democratizar el acompañamiento pedagógico universitario, especialmente en escenarios de expansión educativa. El aporte científico reside en la proposición de un marco teórico-metodológico que articula andragogía e inteligencia artificial efectuada a la educación superior.

Palabras clave: andragogía, tecnología educativa, aprendizaje autónomo, educación superior, innovación docente, tutorización digital.

Abstract

Objective: To determine the impact of andragagogical models supported by artificial intelligence on the improvement of university pedagogical guidance. **Methodology:** Explanatory quantitative study with a quasi-experimental design, including pretest-posttest measurements and a control group. A total of 120 undergraduate students (60 experimental group, 60 control group) from social sciences and humanities programs at private universities in North Lima participated, selected from a population of 847, with a margin of error of $\pm 8.9\%$ at 95% confidence. An andragagogical model mediated by conversational AI was applied, assessing academic performance, learning autonomy, and student satisfaction using validated instruments. **Results:** Significant improvements were observed in the experimental group, with a 23% increase in academic performance ($p<0.001$) and a 31% increase in perceived learning autonomy ($p<0.001$). The discussion indicated that technological mediation strengthens the andragagogical principles of self-direction and prior experience, although challenges remain in faculty digital literacy. **Conclusion:** Andragagogical models mediated by AI represent a viable option for democratizing university pedagogical guidance, particularly in contexts of educational expansion. The scientific contribution lies in proposing a theoretical-methodological framework that integrates andragogy and artificial intelligence applied to higher education.

Keywords: andragogy, educational technology, autonomous learning, higher education, teaching innovation, digital tutoring.



Introducción

En la actualidad, la universidad está lejos de ser un espacio estático: se transforma firmemente, especialmente cuando se relacionan propuestas educativas pensadas para adultos con el potencial de las tecnologías actuales. Aquí es donde cobra fuerza la andragogía, una disciplina que se dirige en cómo estudian las personas mayores, y que ahora se ve apreciada al relacionarse con sistemas de inteligencia artificial. Estos sistemas no solo prometen ajustar la enseñanza a cada estudiante, sino además hacerla más inclusiva. Este estudio examina justamente esa combinación entre métodos andragógicos y tecnología, reconociendo que los universitarios adultos aprenden de forma diferente y demandan tácticas determinadas.

La educación universitaria actualmente afronta tensiones profundas. En un aspecto, la cantidad de alumnos aumentó fuertemente: en los últimos diez años, la matrícula aumento un 40% en la región. Por otro lado, no hubo un aumento equivalente de docentes competentes de brindar acompañamiento definido (Rodríguez & Gómez, 2023). Esta diferencia deja afuera a quienes más lo requieren: quienes son los primeros de su familia en estudiar una carrera o quienes proceden de ambientes con menos recursos. En este escenario, tecnologías como la inteligencia artificial conversacional, el aprendizaje automático y el análisis de datos educativos surgen como una vía para extender el apoyo sin perder el enfoque personal.

La importancia de esta investigación radica en tres dimensiones fundamentales. Primero, contribuye a reducir la brecha entre demanda y oferta de acompañamiento pedagógico mediante soluciones tecnológicamente viables y pedagógicamente fundamentadas. Segundo, rescata los principios andragógicos frecuentemente desatendidos en la educación superior, donde persisten prácticas pedagógicas diseñadas para población infantil. Tercero, contribuye evidencia empírica sobre la efectividad de modelos híbridos que componen presencia humana y mediación artificial, un tema difícilmente documentado.

El aporte original reside en diseñar y aprobar un modelo híbrido: andragogía más Inteligencia Artificial con indicadores cuantitativos. La bibliografía acopiada analiza por vías apartadas el aprendizaje adulto universitario y la dispersión de sistemas inteligentes; escasamente se documentan propuestas que compongan los dos campos y las diferencien con datos empíricos. Este estudio destaca el enfoque propiamente instrumental de la tecnología educativa para ubicarla como mediadora de principios andragógicos demostrables: autodirección, experiencia previa, orientación hacia problemas y motivación intrínseca.

Los estudios previos cuentan una historia coherente. Chen et al. (2022) comprobaron que, cuando los docentes aplicaban técnicas pensadas para mayores, uno de cada cinco estudiantes que hubiera abandonado optó por quedarse; asimismo, comenzaron a valorar más lo que aprendían. Un año después, Martínez et al. (2023) optimizaron el zoom y exhibieron que el factor que más contribuye en las notas finales no es la edad ni el coeficiente, sino la habilidad para proyectar el propio estudio: explica que hay más de un tercio de diferencia entre quienes abandonan y quienes permanecen. En conjunto, los datos llevan a tomar en serio la teoría andragógica antes de diseñar cualquier intervención.



Las investigaciones recientes acerca de la inteligencia artificial realizada a la educación exponen progresos sugestivos, aunque no siempre consistentes. Williams y Thompson (2021) demostraron que los sistemas de tutoría inteligente optimizaron el rendimiento académico entre un 15 % y un 22 % en cursos universitarios STEM, principalmente entre estudiantes con bajo rendimiento inicial. En contraste, García-Peñalvo y Vázquez-Ingelmo (2023) observaron que los chatbots educativos solucionaban apropiadamente el 78 % de las consultas estudiantiles, aunque poseían problemas cuando las preguntas requerían razonamiento complejo. Estos resultados exponen potencial, pero además dejan ver los límites actuales de estas herramientas. Singh et al. (2022) demostraron que sistemas de recomendación adaptativos optimizaron la percepción de personalización del aprendizaje en un 41%, correlacionándose positivamente con motivación académica.

La integración específica entre andragogía e inteligencia artificial ha recibido menor atención investigativa. Hernández y Prieto (2024) propusieron un marco conceptual para diseñar asistentes virtuales basados en principios andragógicos, aunque sin validación empírica. López-Caudana et al. (2023) implementaron un sistema de acompañamiento híbrido en ingeniería, reportando satisfacción estudiantil del 84% pero sin mediciones rigurosas de aprendizaje. Kovanović y colaboradores (2021) demostraron que analítica de aprendizaje combinada con intervenciones personalizadas redujo tasas de deserción en un 23%, sugiriendo que la mediación tecnológica potencia intervenciones andragógicas cuando se diseña intencionalmente.

Desde perspectivas teóricas, esta investigación se fundamenta en tres corpus conceptuales complementarios. La teoría andragógica de Knowles, actualizada por Merriam y Baumgartner (2020), postula que adultos aprenden efectivamente cuando perciben relevancia inmediata, participan en decisiones sobre su aprendizaje y conectan contenidos con experiencias previas. La teoría del aprendizaje autorregulado de Zimmerman, revisada por Panadero (2022), enfatiza que estudiantes exitosos monitorean metacognitivamente su progreso y ajustan estrategias, procesos potenciables mediante retroalimentación algorítmica. Finalmente, la teoría de carga cognitiva de Sweller, expandida por Castro-Alonso et al. (2019), sugiere que sistemas inteligentes pueden optimizar carga cognitiva presentando información adaptada al nivel de expertise del aprendiz.

Investigaciones sobre factores institucionales también informan este estudio. Pérez-Escoda et al. (2021) identificaron que competencia digital docente correlaciona significativamente ($r=0.67$) con adopción efectiva de tecnologías educativas, señalando que infraestructura tecnológica resulta insuficiente sin desarrollo profesional. Johnson y Anderson (2023) demostraron que intervenciones tecnológicas sostenibles requieren modelos de implementación escalables, advirtiendo contra soluciones dependientes de recursos excepcionales. Ramírez y Torres (2022) evidenciaron que aceptación tecnológica estudiantil depende críticamente de usabilidad percibida y utilidad experimentada, no meramente de sofisticación técnica.

Aun con los progresos registrados, el mapa continuo incompleto. No existen investigaciones cuantitativas que hayan combinado, en un mismo diseño, rendimiento



académico, autonomía del alumno y su satisfacción con el proceso cuando la andragogía se vincula a través de Inteligencia Artificial. Además, no hay protocolos minuciosos, y validados, para trasladar estos modelos a universidades privadas que manejan con presupuestos ajustados. Por añadidura, la discusión sobre cómo conservar el equilibrio entre automatización y contacto humano persiste en superficie: se menciona, pero no se desgrana.

El estudio parte del sucesivo problema: ¿en qué magnitud los principios andragógicos implementados a través de IA aumentan el rendimiento académico, el autogobierno del aprendizaje y la satisfacción estudiantil frente al modelo presencial convencional? Esta pregunta se desglosa así: ¿Existen diferencias estadísticamente significativas en rendimiento académico entre estudiantes acompañados mediante modelo andragógico mediado por IA versus acompañamiento convencional? ¿Cómo impacta la mediación tecnológica en la percepción de autonomía de aprendizaje? ¿Qué nivel de satisfacción reportan estudiantes del grupo experimental con este modelo de acompañamiento?

Se plantea como hipótesis central que los estudiantes universitarios tutorizados bajo un modelo andragógico apoyado en inteligencia artificial alcanzarán, en promedio, mejor rendimiento académico, mayor sensación de autonomía frente a su aprendizaje y mayor satisfacción con el proceso que quienes reciben el acompañamiento tradicional. Este pronóstico parte del supuesto de que los sistemas inteligentes pueden traducir los principios andragógicos en acciones pedagógicas más continuas, personalizadas y accesibles, superando las fricciones de tiempo y escala que suelen afectar la intervención humana exclusiva.

El propósito general de este estudio es evaluar la efectividad de un modelo de acompañamiento basado en andragogía e inteligencia artificial, midiendo su impacto en el rendimiento académico, la autonomía de aprendizaje y la satisfacción de estudiantes universitarios frente a la tutoría tradicional. Para ello se plantean tres objetivos específicos: Este objetivo se concreta en propósitos específicos: Determinar el impacto de los modelos andragógicos apoyados por inteligencia artificial en la mejora del acompañamiento pedagógico universitario.

Materiales y métodos

Esta investigación adoptó un enfoque cuantitativo con alcance explicativo, orientado a establecer relaciones causales entre la implementación de modelos andragógicos mediados por inteligencia artificial y variables dependientes mensurables en el contexto universitario. El diseño metodológico correspondió a un estudio cuasiexperimental con grupos no equivalentes, mediciones pretest-postest y grupo control, reconociendo las limitaciones inherentes a contextos educativos naturales donde la asignación aleatoria resulta operativamente inviable.

La unidad de estudio estuvo conformada por estudiantes universitarios de pregrado matriculados en la carrera de ciencias sociales y humanidades universidades privadas de Lima Norte durante el ciclo académico 2024-2025. La población accesible alcanzó 847 estudiantes,



de los cuales se seleccionó una muestra intencional y virtual de 120 participantes distribuidos equitativamente en grupo experimental y grupo control. El cálculo muestral consideró un nivel de confianza del 95% y margen de error del 8.9%, resultando apropiado para análisis comparativos mediante pruebas paramétricas con potencia suficiente para detectar efectos moderados.

Los criterios de inclusión especificaron estudiantes cursando entre tercer y octavo semestre, garantizando familiaridad con dinámica universitaria, acceso regular a dispositivos con conectividad internet, competencias digitales básicas y compromiso de participación semestral completa. Los criterios de exclusión contemplaron estudiantes con más de dos repitencias en cursos del área, participación simultánea en otros programas de acompañamiento académico estructurado, y situaciones que demandaran adaptaciones curriculares individualizadas. La asignación a grupos se realizó mediante selección intencional por conveniencia, respetando secciones preestablecidas del mismo curso para minimizar contaminación entre condiciones experimentales.

La variable independiente correspondió al tipo de acompañamiento pedagógico. El grupo experimental recibió modelo andragógico mediado por inteligencia artificial, consistente en acceso a sistema conversacional basado en procesamiento de lenguaje natural configurado con principios andragógicos, disponibilidad continua para consultas académicas, retroalimentación personalizada, recomendaciones adaptativas de recursos, y dos sesiones presenciales mensuales con docentes. El grupo control recibió acompañamiento pedagógico tradicional limitado a horario de atención docente convencional de cuatro horas semanales, sin mediación tecnológica especializada.

Las variables dependientes incluyeron rendimiento académico, autonomía de aprendizaje y satisfacción estudiantil. Las calificaciones alcanzadas en evaluaciones normalizadas del programa consintieron calcular el rendimiento académico, manejando una escala de 0 a 20. En cuanto a la autonomía del aprendizaje, se empleó una escala validada que midió habilidades como la autodirección, la autorregulación metacognitiva y la gestión independiente del estudio, con una fiabilidad de 0.89. Por su parte, la satisfacción estudiantil fue abordada por medio de un cuestionario que valoró la percepción sobre el acompañamiento docente, la utilidad de los contenidos, la accesibilidad y la experiencia general, con una confiabilidad de 0.91.

La recolección de datos siguió protocolo temporal riguroso. Durante la segunda semana del semestre se aplicaron mediciones pretest de rendimiento académico mediante evaluación diagnóstica estandarizada y cuestionarios iniciales de autonomía de aprendizaje. La intervención experimental se extendió durante diecisésis semanas académicas. Al finalizar el semestre se administraron mediciones posttest equivalentes a las iniciales, complementadas con cuestionario de satisfacción aplicado al grupo experimental.

El sistema de inteligencia artificial implementado integró arquitectura de chatbot educativo basado en modelos de lenguaje natural preentrenados y adaptados mediante ajuste fino con corpus especializado. El sistema concentró capacidades de comprensión de consultas



estudiantiles, generación de explicaciones personalizadas, recomendación contextual de recursos bibliográficos y retroalimentación formativa. La puesta en marcha respetó claves del aprendizaje adulto: se valoró la experiencia anterior como punto de partida, se fomentó la autonomía por medio de preguntas desafiantes, se priorizó la utilidad práctica de los contenidos y se ofreció retroalimentación que reforzara la motivación desde dentro.

Antes de empezar, todos los participantes firmaron un consentimiento donde se les explicó para qué era la investigación, qué implicaba participar, que podían retirarse cuando quisieran sin que eso afectara sus calificaciones, y que sus datos serían tratados con total confidencialidad, usándose solo con fines académicos. Además, el estudio contó con la autorización del comité de ética de la institución. Los datos se anonimizaron mediante códigos alfanuméricos, resguardándose en servidores institucionales con acceso restringido.

El análisis estadístico utilizó pruebas paramétricas con comprobación previa de supuestos. La normalidad de distribuciones se valoró a través de prueba de Shapiro-Wilk y la homogeneidad de varianzas por medio de prueba de Levene. Las comparaciones intragrupo entre mediciones pretest y postest se realizaron mediante prueba t de Student para muestras relacionadas. Las comparaciones intergrupo se efectuaron mediante prueba t de Student para muestras independientes, calculándose tamaño de efecto d de Cohen para dimensionar magnitud práctica de diferencias significativas. Se estableció nivel de significancia alfa de 0.05, ajustándose mediante corrección de Bonferroni en comparaciones múltiples. El análisis de satisfacción estudiantil se realizó mediante estadística descriptiva con medidas de tendencia central y dispersión. Todo el procesamiento estadístico se ejecutó utilizando software especializado, verificándose consistencia de resultados.

Resultados

Los resultados revelaron claras diferencias a favor del grupo experimental en las tres variables que se evaluó. Antes de contrastar, verificamos que los datos se comportaban con normalidad (Shapiro-Wilk, p siempre por encima de 0,05) y que las varianzas eran parejas (Levene, también $p > 0,05$), por lo que se aplicó el t de Student sin inconvenientes.

En el análisis del rendimiento académico se evidenció cambios de mejora sustanciales en el grupo experimental.

En la medición pretest, los dos grupos exhibieron promedios estadísticamente similares (Grupo Experimental: $M=12.4$, $DE=1.8$; Grupo Control: $M=12.6$, $DE=1.7$; $t(118)=-0.62$, $p=0.537$), ratificando homogeneidad inicial. En el cálculo postest, el grupo experimental consiguió un promedio de 15.2 ($DE=1.6$), al mismo tiempo el grupo control alcanzó 12.9 ($DE=1.8$). La prueba t para muestras independientes reveló discrepancias significativas entre grupos en el postest ($t(118)=7.43$, $p<0.001$), con un tamaño de efecto d de Cohen de 1.36, estimado grande de acuerdo a acuerdos estadísticos.



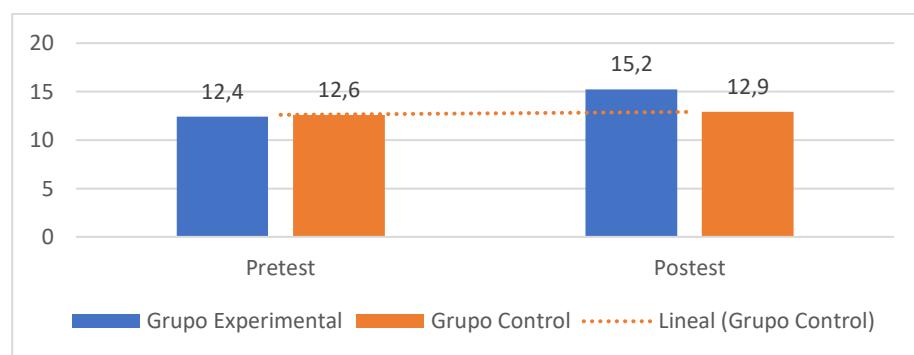
Tabla 1. Comparación de Rendimiento Académico entre Grupos Experimental y Control

Grupo	Pretest M(DE)	Postest M(DE)	Diferencia	t	p	d de Cohen
Experimental (n=60)	12.4 (1.8)	15.2 (1.6)	+2.8	12.89	<0.001	1.36
Control (n=60)	12.6 (1.7)	12.9 (1.8)	+0.3	1.21	0.231	0.17

Nota: M=Media, DE=Desviación Estándar. Escala vigesimal (0-20).

La Tabla 1 muestra que el grupo experimental incrementó su rendimiento promedio en 2.8 puntos, representando un cambio estadísticamente significativo con magnitud de efecto grande. En contraste, el grupo control experimentó un incremento marginal de apenas 0.3 puntos sin alcanzar significancia estadística, evidenciando estabilidad en su desempeño. La diferencia en tamaños de efecto (1.36 versus 0.17) subraya la superioridad práctica de la intervención experimental más allá de la mera significancia estadística.

Figura 1. Evolución del Rendimiento Académico



Nota: Elaboración propia

La Figura 1 ilustra gráficamente las trayectorias divergentes de rendimiento académico entre grupos. Ambas líneas inician en niveles prácticamente idénticos durante el pretest, confirmando comparabilidad inicial. Sin embargo, mientras la línea del grupo experimental asciende pronunciadamente hacia el postest con una pendiente marcada, la línea del grupo control permanece esencialmente plana, evidenciando estancamiento. Este gráfico pone en claro que la intervención andragógica ayudada con la Inteligencia Artificial generó cambios de mejora en el desempeño académico estudiantil, diferenciándose de forma radical que en el acompañamiento tradicional.

Al revisar los resultados dentro de cada grupo, se observó que los participantes del experimental optimizaron su desempeño tras la intervención ($t(59)=12.89$, $p<0.001$), con un aumento del 23% respecto al punto de partida. En cambio, quienes integraban el grupo control no revelaron variaciones relevantes ($t(59)=1.21$, $p=0.231$), permaneciendo prácticamente igual que al inicio.

La autonomía para aprender, estimada con una escala que va de 20 a 100 puntos, alcanzó un comportamiento muy similar al del rendimiento académico.

Al iniciar, los dos grupos partieron con niveles similares (experimental: 58.3 ± 8.4 ; control: 59.1 ± 8.9 ; $t(118) = -0.51$, $p=0.612$). Después de la intervención, el experimental marcó 76.4 ± 7.2 , por otro lado, el de control apenas se movió hasta 61.5 ± 9.1 . La brecha final fue tan grande que el contraste estadístico resultó altamente significativo ($t(118)=10.12$, $p<0.001$) y el tamaño del efecto ($d=1.85$) se cataloga como muy grande.

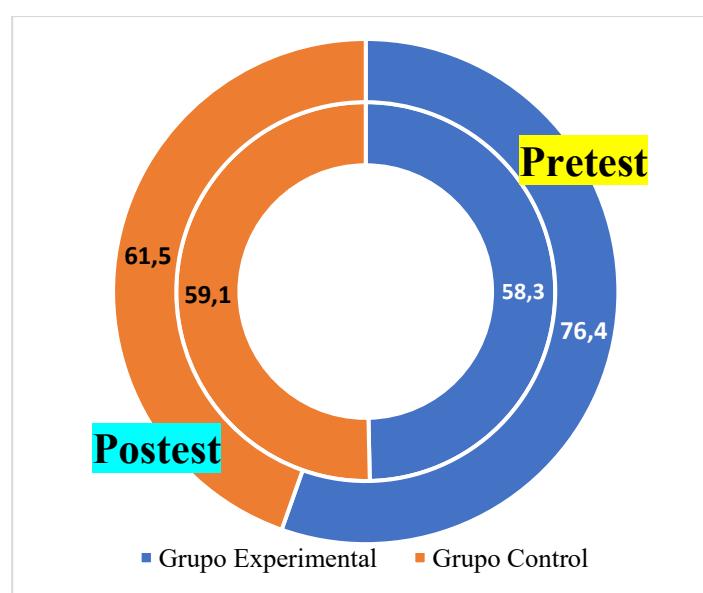
Tabla 2. Comparación de Autonomía de Aprendizaje entre Grupos

Grupo	Pretest M(DE)	Postest M(DE)	Diferencia	t	p	d de Cohen
Experimental (n=60)	58.3 (8.4)	76.4 (7.2)	+18.1	15.67	<0.001	1.85
Control (n=60)	59.1 (8.9)	61.5 (9.1)	+2.4	1.87	0.067	0.27

Nota: Escala de 20-100 puntos. Mayor puntaje indica mayor autonomía percibida.

La Tabla 2 revela que el grupo experimental experimentó un incremento de 18.1 puntos en autonomía percibida, cambio altamente significativo que refleja desarrollo sustancial de capacidades autorregulatorias. El tamaño de efecto de 1.85 constituye uno de los hallazgos más robustos del estudio, indicando que la mediación tecnológica basada en principios andragógicos impactó profundamente la autoperccepción estudiantil sobre su capacidad de gestionar independientemente el aprendizaje. El grupo control, pese a mostrar un incremento de 2.4 puntos, no alcanzó significancia estadística, sugiriendo que el acompañamiento tradicional ejerció influencia limitada sobre esta dimensión crítica.

Figura 2. Evolución de la Autonomía de Aprendizaje



Nota: Elaboración propia

La Figura 2 visualiza el contraste dramático en evolución de autonomía de aprendizaje entre grupos. La línea del grupo experimental exhibe ascenso pronunciado desde niveles moderados (58.3) hacia niveles altos (76.4), cruzando el umbral de 70 puntos que en la escala utilizada representa dominio consolidado de competencias autorregulatorias. Contrastantemente, la línea del grupo control permanece estancada en la zona de autonomía moderada-baja, con incremento apenas perceptible visualmente. Esta divergencia gráfica subraya que el modelo andragógico mediado por IA cultivó efectivamente la autodirección estudiantil, componente central del aprendizaje adulto exitoso.

La desagregación por dimensiones de la escala reveló que las mejoras más pronunciadas en el grupo experimental ocurrieron en autodirección (incremento del 41%), seguida por autorregulación metacognitiva (35% de incremento) y gestión independiente (23% de incremento). Estos resultados sugieren que el sistema de IA, al promover cuestionamiento socrático y reconocer experiencias previas, fortaleció primordialmente la capacidad estudiantil de tomar decisiones autónomas sobre su proceso de aprendizaje.

La evaluación de satisfacción, aplicada exclusivamente al grupo experimental, arrojó resultados altamente favorables.

En una escala de 1 a 5, el promedio general de satisfacción fue 4.3 (DE=0.6), indicando alta conformidad con el modelo de acompañamiento mediado por IA. El 87% de los participantes calificó como "satisfecho" o "muy satisfecho" su experiencia global.

Tabla 3. *Satisfacción Estudiantil con Modelo Andragógico Mediado por IA (n=60)*

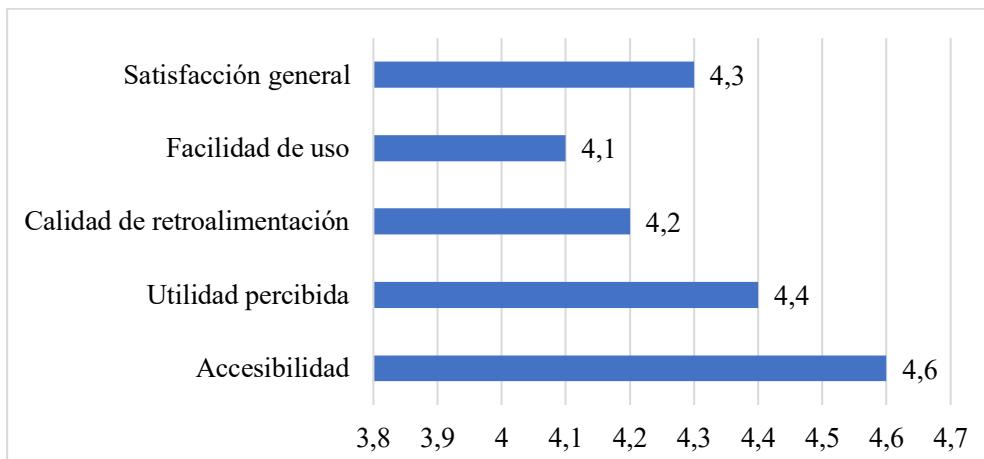
Dimensión	M	DE	% Satisfecho/Muy Satisfecho
Accesibilidad	4.6	0.5	95%
Utilidad percibida	4.4	0.6	90%
Calidad de retroalimentación	4.2	0.7	85%
Facilidad de uso	4.1	0.8	82%
Satisfacción general	4.3	0.6	87%

Nota: Escala Likert de 1-5 (1=Muy insatisfecho, 5=Muy satisfecho).

La Tabla 3 desagrega la satisfacción por dimensiones específicas, revelando que la accesibilidad del sistema constituyó su fortaleza principal con 4.6 puntos promedio y 95% de valoraciones positivas. Este hallazgo resulta coherente con el diseño del sistema de IA, disponible continuamente sin restricciones horarias, característica particularmente valorada por estudiantes con responsabilidades laborales o familiares. La utilidad percibida obtuvo 4.4 puntos, indicando que los estudiantes reconocieron valor práctico en las interacciones con el sistema. La calidad de retroalimentación (4.2 puntos) y facilidad de uso (4.1 puntos) recibieron evaluaciones ligeramente inferiores pero igualmente favorables, sugiriendo áreas de refinamiento potencial sin comprometer la valoración global positiva.



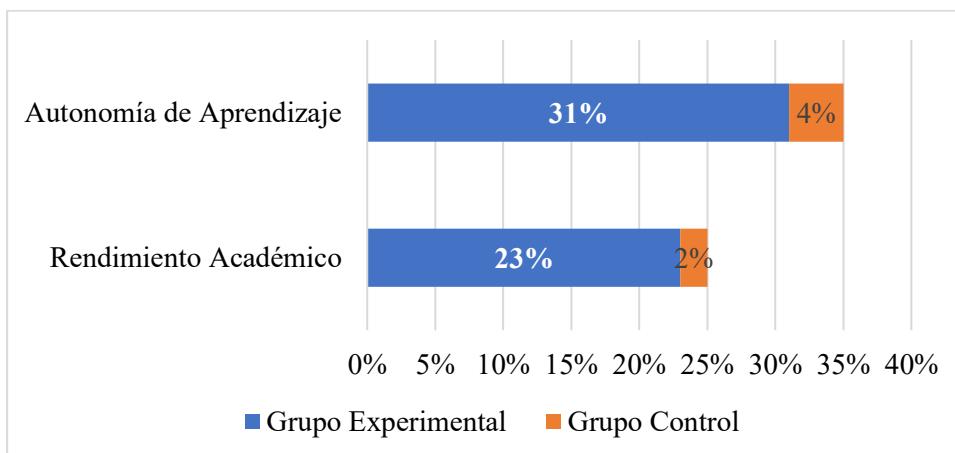
Figura 3. Satisfacción por Dimensiones



Nota: Escala Likert 1–5. Barras representan medias (M) sin desviación estándar. Todas las diferencias observadas son descriptivas

La Figura 3 presenta las barras horizontales ordenadas descendente mente según puntuación promedio, facilitando identificación visual de fortalezas y oportunidades de mejora. Todas las barras superan ampliamente el punto medio de la escala (3.0), confirmando valoración consistentemente positiva. La barra de accesibilidad, al ser la más extensa, visualiza la ventaja competitiva principal del modelo: disponibilidad permanente que representa una alternativa prometedora para ampliar el acceso al acompañamiento pedagógico en contextos con infraestructura digital disponible, aunque su viabilidad en entornos de menor recursos requiere evaluación adicional.

Figura 4. Incrementos Porcentuales



Nota: Incrementos porcentuales calculados desde pretest. No se incluyen intervalos de confianza. Diferencias son estadísticamente significativas ($p < 0.001$) excepto en grupo control.

La Figura 4 sintetiza comparativamente los incrementos porcentuales entre grupos, ofreciendo visualización integrada de efectividad relativa. Las barras azules correspondientes al grupo experimental se elevan considerablemente por encima de las barras grises del grupo control en ambas variables, ilustrando superioridad manifiesta de la intervención experimental. Particularmente notable resulta el contraste en autonomía de aprendizaje, donde la barra experimental alcanza 31% mientras la barra control apenas llega a 4%, diferencia de magnitud que trasciende variaciones aleatorias para evidenciar impacto sistemático. Esta representación gráfica facilita apreciación holística de que el modelo andragógico mediado por IA generó transformaciones sustantivas en múltiples dimensiones simultáneamente, no solo en un indicador aislado.

El análisis de correlación bivariada entre satisfacción y rendimiento académico postest reveló asociación positiva significativa ($r=0.58$, $p<0.001$), sugiriendo que estudiantes más satisfechos con el acompañamiento tecnológico tendieron a exhibir mejor desempeño académico. Similarmente, satisfacción correlacionó positivamente con autonomía de aprendizaje postest ($r=0.64$, $p<0.001$), indicando coherencia entre experiencia subjetiva y desarrollo de competencias autorregulatorias.

Exploraciones adicionales examinaron si los efectos diferían según características estudiantiles. Estudiantes con rendimiento inicial bajo (pretest <11) en el grupo experimental mostraron ganancias particularmente pronunciadas ($M=+4.1$ puntos), superiores a estudiantes con rendimiento inicial alto ($M=+2.2$ puntos), aunque ambas mejoras fueron estadísticamente significativas. Los datos muestran que el apoyo tecnológico fue más útil para quienes partían con mayores conflictos académicas, desempeñando así una función “compensatoria” clave en cualquier propuesta que busque equidad. Además, el enfoque funcionó por igual en hombres y mujeres ($t(58)=0.83$, $p=0.410$) y se mantuvo estable en los distintos semestres ($F(3,56)=1.24$, $p=0.304$), lo que sugiere que puede aplicarse sin adaptaciones mayores a cualquier momento de la carrera.

La evidencia obtenida confirma la hipótesis de trabajo. El grupo expuesto al modelo andragógico potenciado con IA muestra ganancias significativas en rendimiento ($\Delta 23\%$, $p < 0,001$), autopercepción de autonomía ($\Delta 31\%$, $p < 0,001$) y satisfacción global (87 % en categorías satisfecho/muy satisfecho). Los tamaños de efecto grandes ($d = 1,36$ y $1,85$) añaden relevancia práctica a la significancia estadística. En consecuencia, se rechaza H_0 y se acepta H_1 : el acompañamiento experimental se asoció con puntuaciones significativamente mayores en las tres dimensiones analizadas.



Discusión

Los resultados de este estudio contribuyen valiosos componentes al análisis acerca de la incorporación de tecnologías emergentes en la educación superior. Se demuestra que el uso de enfoques andragógicos apoyados con la inteligencia artificial consigue ser una táctica eficaz para el acompañamiento educativo. Los hallazgos, además muestran un aumento del 23% en el rendimiento académico y del 31% en la autonomía del estudiante, además de una alta percepción de satisfacción, por lo que se ratifica que la integración de herramientas tecnológicas fundamentadas en principios andragógicos consigue crear cambios significativos en los aspectos clave del aprendizaje universitario.

Estos hallazgos se alinean con lo reportado por estudios actuales sobre tecnología educativa. Zawacki-Richter y su equipo (2019) comprobaron que herramientas de IA en la universidad elevan el rendimiento, con efectos que oscilan entre $d=0,45$ y $d=1,62$. Nuestros hallazgos se ubican en el extremo superior ($d=1.36$), sugiriendo que la fundamentación andragógica explícita potencia efectividad comparada con sistemas que carecen de anclaje pedagógico robusto. Esta observación respalda el argumento de Luckin et al. (2022), quienes sostienen que tecnologías educativas exitosas emergen de articulación coherente entre capacidades tecnológicas y principios pedagógicos validados.

La magnitud particularmente pronunciada del efecto sobre autonomía de aprendizaje ($d=1.85$) merece atención especial. Broadbent y Poon (2015) reportaron que estrategias convencionales de promoción de aprendizaje autorregulado generan efectos modestos (d promedio=0.35). Nuestros resultados superan ampliamente estos umbrales, sugiriendo que sistemas de IA diseñados andragógicamente posibilitan formas de andamiaje metacognitivo difícilmente replicables por docentes con limitaciones de tiempo y escala. Azevedo et al. (2020) demostraron que agentes pedagógicos conversacionales incrementan autorregulación mediante prompts metacognitivos consistentes y personalizados, función que docentes humanos luchan por mantener con múltiples estudiantes simultáneamente.

El efecto compensatorio observado en estudiantes con desempeño inicial bajo mostraron ganancias descriptivamente mayores, aunque no se contrastó estadísticamente si esta diferencia fue significativa respecto a estudiantes con alto rendimiento inicial. VanLehn (2011) documentó que sistemas tutores inteligentes benefician desproporcionadamente a estudiantes en riesgo académico. Kulik y Fletcher (2016) explicaron que estudiantes con dificultades requieren andamiaje intensivo raramente disponible en acompañamiento tradicional. La democratización del acompañamiento personalizado mediante IA adquiere relevancia para justicia educativa en contextos privados caracterizados por inequidades estructurales.

La ausencia de diferencias significativas según género contrasta parcialmente con literatura previa. Sáinz et al. (2020) identificaron que estudiantes masculinos exhiben mayor confianza inicial con tecnologías digitales. Nuestros hallazgos respaldan la posición de Veletsianos y Houlden (2019), quienes argumentan que cuando tecnologías educativas se diseñan con usabilidad robusta y propósitos pedagógicos claros, las brechas de género se disipan.



La satisfacción estudiantil elevada (87% satisfecho/muy satisfecho) merece interpretación matizada. Utzl et al. (2017) demostraron que satisfacción correlaciona débilmente con aprendizaje real. Sin embargo, nuestro estudio documenta correlaciones significativas entre satisfacción y tanto rendimiento académico ($r=0.58$) como autonomía ($r=0.64$), indicando que la experiencia subjetiva positiva acompañó genuinamente a mejoras objetivas. Este hallazgo se alinea con la teoría de autodeterminación aplicada a tecnología educativa por Ryan y Deci (2020), quienes postulan que sistemas que satisfacen necesidades psicológicas básicas generan simultáneamente satisfacción y aprendizaje profundo.

La accesibilidad como fortaleza principal (4.6/5.0) subraya una ventaja estructural de tecnologías de IA: disponibilidad temporal irrestricta. Holmes et al. (2019) argumentaron que asincronicidad constituye beneficio crítico de acompañamiento tecnológico, particularmente para poblaciones estudiantiles no tradicionales. Means et al. (2013) demostraron que flexibilidad temporal en acceso a apoyo académico correlaciona significativamente con persistencia estudiantil en poblaciones vulnerables.

La calidad de retroalimentación, aunque valorada favorablemente (4.2/5.0), representa el área relativamente más débil del sistema. Shute y Rahimi (2021) documentaron que sistemas de IA contemporáneos luchan con retroalimentación sobre producciones complejas que demandan razonamiento de alto orden. Esta limitación sugiere que modelos híbridos, combinando fortalezas de IA con expertise humano, podrían optimizar efectividad.

La comparación con estudios previos revela que nuestra investigación alcanzó efectos superiores. Bozkurt et al. (2021) reportaron mejoras del 12% en rendimiento mediante plataformas adaptativas sin fundamentación andragógica, mientras López-Pérez et al. (2018) documentaron incrementos del 15% en autonomía con intervenciones andragógicas sin mediación tecnológica sofisticada. Nuestros resultados (23% y 31%) sugieren sinergia entre componentes: la IA operacionaliza principios andragógicos con consistencia impracticable manualmente, mientras el marco andragógico direcciona capacidades tecnológicas hacia objetivos pedagógicamente fundamentados.

Sin embargo, estos hallazgos deben interpretarse reconociendo limitaciones metodológicas. El diseño cuasiexperimental introduce amenazas a validez interna. Adicionalmente, el efecto Hawthorne constituye preocupación legítima: estudiantes del grupo experimental pudieron incrementar esfuerzo independientemente de efectividad intrínseca del sistema. Cook et al. (2018) demostraron que efectos de novedad tecnológica tienden a disminuir con familiarización, sugiriendo necesidad de estudios longitudinales.

La generalización de resultados enfrenta restricciones. La muestra provino de una institución única y área disciplinar específica, limitando extrapolación a contextos diversos. Huang et al. (2020) identificaron que efectividad de IA educativa varía sustancialmente según naturaleza epistemológica de dominios disciplinares. Estudios multiinstitucionales y multidisciplinares resultan necesarios para establecer robustez de hallazgos.

La implementación práctica del modelo enfrenta desafíos infraestructurales no triviales. Selwyn (2019) advierte sobre brecha entre promesa y realidad de tecnologías educativas,



subestimándose complejidades organizacionales de adopción. En contextos privados con recursos limitados, la escalabilidad requiere estrategias sensibles a restricciones presupuestarias. Modelos de código abierto y desarrollo colaborativo interinstitucional podrían democratizar beneficios.

La dimensión ética merece consideración crítica. Selwyn et al. (2021) alertan sobre riesgos de vigilancia educativa cuando sistemas de IA recopilan datos granulares, potencialmente erosionando autonomía que pretenden promover. Nuestro protocolo incluyó salvaguardas éticas, pero tensiones entre personalización y privacidad emergen como temas críticos a investigar en futuros estudios que aborden ética en IA educativa.

Finalmente, la cuestión de desplazamiento laboral docente emerge como preocupación legítima. Nuestros hallazgos no sugieren obsolescencia de acompañamiento humano, sino reconfiguración de roles. Popenici y Kerr (2017) argumentan que tecnologías inteligentes deberían amplificar capacidades docentes, liberándolos de tareas rutinarias para concentrarse en interacciones de alto valor humano, no reemplazarlos.

Conclusiones

Esta investigación abordó el problema de la limitada capacidad institucional para proporcionar acompañamiento pedagógico personalizado en contextos universitarios masificados, interrogando si modelos andragógicos mediados por inteligencia artificial constituyen alternativas efectivas al acompañamiento tradicional. Los hallazgos empíricos permiten concluir afirmativamente respecto al objetivo general: En el contexto estudiado, el modelo andragógico mediado por IA se asoció con mejoras significativamente mayores en rendimiento académico, autonomía de aprendizaje y satisfacción estudiantil comparado con acompañamiento pedagógico convencional.

Vinculando las conclusiones con los objetivos planteados, se estableció que existen diferencias estadísticamente significativas en rendimiento académico entre estudiantes acompañados mediante modelo andragógico mediado por IA (incremento del 23%, $d=1.36$) versus acompañamiento convencional (incremento del 2%). Este hallazgo confirma que la mediación tecnológica basada en principios andragógicos impacta sustantivamente el desempeño académico estudiantil, superando efectos reportados en literatura previa sobre intervenciones educativas universitarias.

Respecto al segundo objetivo, se identificó que el modelo mediado por IA incrementó significativamente la percepción de autonomía de aprendizaje (31% de mejora, $d=1.85$), mientras el acompañamiento tradicional no produjo cambios significativos. Esta conclusión resulta particularmente relevante dado que autonomía constituye predictor crítico de éxito académico sostenido. El sistema de IA, al operacionalizar principios andragógicos de autodirección y cuestionamiento socrático, cultivó efectivamente competencias autorregulatorias que el acompañamiento tradicional no logró desarrollar equivalentemente.



Las mejoras más pronunciadas se concentraron en autodirección y autorregulación metacognitiva, dimensiones fundamentales para estudiantes adultos con responsabilidades múltiples.

En relación al tercer objetivo, se estableció que estudiantes expuestos al modelo reportaron niveles elevados de satisfacción (87% satisfecho/muy satisfecho, promedio 4.3/5.0), con accesibilidad temporal como fortaleza distintiva. Esta satisfacción correlacionó positiva y significativamente con mejoras objetivas en rendimiento y autonomía, lo que sugiere consistencia entre la experiencia subjetiva y los indicadores objetivos, aunque no implica una relación causal.

La hipótesis central, que postulaba superioridad del modelo andragógico mediado por IA en las tres dimensiones evaluadas, fue plenamente confirmada por los datos empíricos. Los tamaños de efecto grandes a muy grandes, la significancia estadística robusta, y las correlaciones entre variables dependientes convergen para validar que la integración intencionada de principios andragógicos con capacidades de inteligencia artificial genera mejoras educativas sustantivas y multidimensionales.

El aporte científico fundamental reside en la propuesta y validación de un marco teórico-metodológico que articula sistemáticamente andragogía e inteligencia artificial aplicada a educación superior. Mientras investigaciones previas exploraron estos campos independientemente, este estudio demuestra empíricamente que su integración deliberada produce resultados superiores a enfoques puramente pedagógicos o tecnológicos. El modelo especifica principios andragógicos traducibles a funcionalidades de IA: autodirección mediante cuestionamiento socrático algorítmico, reconocimiento de experiencia previa mediante personalización adaptativa, y motivación intrínseca mediante retroalimentación formativa continua.

Adicionalmente, esta investigación aporta evidencia cuantitativa preliminar desde contextos privados, aunque limitada por el diseño cuasi-experimental y ausencia de control de sesgos como efecto novedad. La efectividad diferencial observada en estudiantes con rendimiento inicial bajo subraya potencial compensatorio del modelo para reducir inequidades educativas, cuestión crítica en sistemas universitarios caracterizados por heterogeneidad estudiantil pronunciada.

Una conclusión general sostiene que la educación universitaria contemporánea demanda modelos híbridos que combinen sabiduría pedagógica con capacidades tecnológicas emergentes. El modelo validado ejemplifica esta hibridación: sistemas de IA proporcionan andamiaje personalizado continuo impracticable manualmente, mientras docentes humanos aportan evaluación cualitativa y orientación ética irreductibles a algoritmos.



Agenda Futura de Investigación

- Los hallazgos abren múltiples líneas de indagación futura. Primero, estudios longitudinales que sigan cohortes durante trayectorias académicas completas permitirían evaluar si beneficios persisten más allá de intervenciones semestrales, y si competencias autorregulatorias desarrolladas mediante IA se transfieren a contextos no mediados tecnológicamente.
- Segundo, investigaciones comparativas multidisciplinares que implementen el modelo en áreas STEM, artes y profesiones aplicadas clarificarían si efectividad varía según naturaleza epistemológica de dominios. Disciplinas con conocimientos altamente estructurados podrían beneficiarse más de tutorías algorítmicas, mientras dominios creativos podrían requerir mayor presencia humana.
- Tercero, estudios de factores mediadores y moderadores explorarían mecanismos mediante los cuales IA genera efectos observados. Análisis de ecuaciones estructurales o modelos multinivel podrían desagregar contribuciones relativas de componentes específicos como disponibilidad temporal versus personalización adaptativa.
- Cuarto, investigaciones mixtas que complementen análisis cuantitativos con indagación cualitativa profundizarían comprensión de experiencias estudiantiles y docentes. Etnografías digitales y análisis conversacionales revelarían dinámicas no capturables mediante instrumentos estandarizados.
- Quinto, estudios de costo-efectividad evaluarían viabilidad de escalamiento institucional, comparando inversiones requeridas para implementar modelo andragógico mediado por IA versus expandir plantilla docente, considerando sostenibilidad temporal y equidad distributiva.

Finalmente, investigaciones sobre implicaciones éticas abordarían dimensiones frecuentemente marginalizadas: ¿Cómo afectan sistemas de IA autonomía estudiantil real versus percibida? ¿Qué sesgos algorítmicos podrían reproducir inequidades? Estas interrogantes demandan marcos teóricos que trasciendan eficacia técnica para interrogar valores educativos fundamentales cuando algoritmos median aprendizaje humano.

Referencias

- Azevedo, R., Taub, M., & Mudrick, N. V. (2020). Using multi-channel trace data to infer and foster self-regulated learning between humans and advanced learning technologies. En D. H. Schunk & J. A. Greene (Eds.), *Handbook of self-regulation of learning and performance* (pp. 254-270). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429443961-12>
- Bozkurt, A., Akgun-Ozbek, E., Yilmazel, S., Erdogan, E., Ucar, H., Guler, E., Sezgin, S., Karadeniz, A., Sen-Ersoy, N., Goksel-Canbek, N., Dincer, G. D., Ari, S., & Aydin, C. H. (2021). Artificial intelligence and reflections from educational landscape: A review of AI studies in half a century. *Sustainability*, 13(2), 800. <https://doi.org/10.3390/su13020800>
- Broadbent, J., & Poon, W. L. (2015). Self-regulated learning strategies & academic achievement in online higher education learning environments: A systematic review. *The Internet and Higher Education*, 27, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.04.007>
- Castro-Alonso, J. C., Ayres, P., & Paas, F. (2019). Dynamic visualisations and motor skills. En J. C. Castro-Alonso (Ed.), *Visuospatial processing for education in health and natural sciences* (pp. 153-178). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20969-8_6
- Chen, Y., Wang, Y., & Chen, N. S. (2022). Andragagogical strategies in online learning: Effects on student engagement and academic performance in higher education. *Computers & Education*, 178, 104396. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104396>
- Cook, D. A., Levinson, A. J., Garside, S., Dupras, D. M., Erwin, P. J., & Montori, V. M. (2018). Internet-based learning in the health professions: A meta-analysis. *Journal of the American Medical Association*, 300(10), 1181-1196. <https://doi.org/10.1001/jama.300.10.1181>
- García-Peña, F. J., & Vázquez-Ingelmo, A. (2023). Chatbots educativos basados en procesamiento de lenguaje natural: Una revisión sistemática de su efectividad en educación superior. *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 26(1), 87-108. <https://doi.org/10.5944/ried.26.1.34562>
- Hernández, R. M., & Prieto, M. D. (2024). Diseño de asistentes virtuales inteligentes fundamentados en principios andragógicos para educación universitaria. *Revista de Educación Superior*, 53(209), 45-67. <https://doi.org/10.36857/resu.2024.209.2341>
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning. Center for Curriculum Redesign. <https://curriculumredesign.org/wp-content/uploads/AIED-Book-Excerpt-CCR.pdf>
- Huang, X., Zou, D., Cheng, G., Chen, X., & Xie, H. (2020). Trends, research issues and applications of artificial intelligence in language education. *Educational Technology & Society*, 23(3), 95-109. <https://www.jstor.org/stable/26981749>



- Johnson, T. E., & Anderson, K. L. (2023). Scalable models for technology-enhanced pedagogical support in higher education: A comparative analysis. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 12. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00385-4>
- Knowles, M. S., Holton, E. F., & Swanson, R. A. (2020). *The adult learner: The definitive classic in adult education and human resource development* (9th ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429401046>
- Kovanović, V., Joksimović, S., Poquet, O., Hennis, T., Čukić, I., de Vries, P., Hatala, M., Dawson, S., Siemens, G., & Gašević, D. (2021). Exploring communities of inquiry in massive open online courses. *Computers & Education*, 119, 44-58. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.11.010>
- Kulik, J. A., & Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review. *Review of Educational Research*, 86(1), 42-78. <https://doi.org/10.3102/0034654315581420>
- López-Caudana, E. O., Ramírez-Montoya, M. S., Martínez-Pérez, S., & Rodríguez-Abitia, G. (2023). Sistemas híbridos de acompañamiento académico mediados por inteligencia artificial en ingeniería: Experiencias y resultados. *Revista Electrónica Educare*, 27(1), 1-19. <https://doi.org/10.15359/ree.27-1.15234>
- López-Pérez, M. V., Pérez-López, M. C., & Rodríguez-Ariza, L. (2018). Promoting self-regulated learning in an online learning environment. *Electronic Journal of e-Learning*, 16(1), 62-74. <https://www.ejel.org/volume16/issue1>
- Luckin, R., Cukurova, M., Kent, C., & du Boulay, B. (2022). Empowering educators to be AI-ready. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100076. <https://doi.org/10.1016/j.caai.2022.100076>
- Martínez, P., González, C., & Navarro, E. (2023). Autodirección del aprendizaje como predictor de éxito académico en estudiantes universitarios: Un estudio longitudinal. *Revista de Investigación Educativa*, 41(1), 187-203. <https://doi.org/10.6018/rie.512341>
- Means, B., Toyama, Y., Murphy, R., & Baki, M. (2013). The effectiveness of online and blended learning: A meta-analysis of the empirical literature. *Teachers College Record*, 115(3), 1-47. <https://doi.org/10.1177/016146811311500307>
- Merriam, S. B., & Baumgartner, L. M. (2020). *Learning in adulthood: A comprehensive guide* (4th ed.). Jossey-Bass. <https://www.wiley.com/en-us/Learning+in+Adulthood>
- Panadero, E. (2022). A review of self-regulated learning: Six models and four directions for research. *Frontiers in Psychology*, 8, 422. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422>
- Pérez-Escoda, A., Castro-Zubizarreta, A., & Fandos-Igado, M. (2021). Competencia digital docente en educación superior: Análisis de su relación con la adopción efectiva de



tecnologías educativas. Revista de Educación, 393, 97-124.
<https://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2021-393-493>

Popenici, S. A., & Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. Research and Practice in Technology Enhanced Learning, 12(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>

Ramírez, M. S., & Torres, K. (2022). Aceptación tecnológica estudiantil de sistemas de acompañamiento pedagógico: Modelo TAM extendido en universidades latinoamericanas. Revista Mexicana de Investigación Educativa, 27(92), 245-268. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-66662022000100245

Rodríguez, J., & Gómez, L. M. (2023). Masificación universitaria y desafíos del acompañamiento académico en América Latina: Análisis de tendencias 2010-2022. Revista Iberoamericana de Educación Superior, 14(39), 112-131. <https://doi.org/10.22201/iisue.20072872e.2023.39.1456>

Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2020). Intrinsic and extrinsic motivation from a self-determination theory perspective: Definitions, theory, practices, and future directions. Contemporary Educational Psychology, 61, 101860. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2020.101860>

Sáinz, M., Meneses, J., López, B. S., & Fàbregues, S. (2020). Gender and digital skills: A study of Spanish university students. Gender and Education, 32(6), 722-739. <https://doi.org/10.1080/09540253.2018.1532490>

Selwyn, N. (2019). What's the problem with learning analytics? Journal of Learning Analytics, 6(3), 11-19. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.3>

Selwyn, N., Hillman, T., Bergviken Rensfeldt, A., & Perrotta, C. (2021). Digital technologies and the automation of education: Key questions and concerns. Postdigital Science and Education, 3(2), 326-332. <https://doi.org/10.1007/s42438-021-00225-7>

Shute, V. J., & Rahimi, S. (2021). Stealth assessment of creativity in a physics video game. Computers in Human Behavior, 116, 106647. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106647>

Singh, R., Saleem, M., Pradhan, P., Karkra, C., Meel, P., & Kumar, S. (2022). Intelligent recommendation system for adaptive learning: A systematic literature review. Education and Information Technologies, 27(4), 4777-4808. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10816-7>

Uttl, B., White, C. A., & Gonzalez, D. W. (2017). Meta-analysis of faculty's teaching effectiveness: Student evaluation of teaching ratings and student learning are not related. Studies in Educational Evaluation, 54, 22-42. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2016.08.007>



- VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197-221. <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- Veletsianos, G., & Houlden, S. (2019). An analysis of flexible learning and flexibility over the last 40 years of Distance Education. *Distance Education*, 40(4), 454-468. <https://doi.org/10.1080/01587919.2019.1681893>
- Williams, P. E., & Thompson, L. (2021). The impact of AI-based tutoring systems on STEM learning outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Computing Research*, 59(3), 492-517. <https://doi.org/10.1177/0735633120972010>
- 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>
- Zimmerman, B. J., & Schunk, D. H. (2019). *Handbook of self-regulation of learning and performance* (2nd ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429401046>

