Artificial Intelligence and Learning Styles for Gender Equity in Engineering Programming Education

Lucy Nohemy Medina Velandia, Dra. Ciencias de la Educación [1]
[1]Universidad Los Libertadores, Colombia, lunome@gmail.com

Abstract–The underrepresentation of women in Systems Engineering is a persistent gap in Latin America, evident from enrollment and sustained even in research training spaces such as student research groups. This study aimed to analyze the effect of a personalized learning strategy, based on artificial intelligence and the VARK learning styles model, on the academic performance of first-semester students in the Computer Programming course, with emphasis on its implications for gender equity. A quantitative pre-test/post-test study was conducted with a sample of 36 students (24 men, 12 women), who completed a Spanish-language adaptation of the VARK questionnaire and underwent an AI-mediated pedagogical intervention, designed by the authors, tailored to each participant's learning style. Results show a statistically significant improvement between pretest and postest ($t(35) = 8.24$; $p < 0.001$), with a very large effect size ($d = 1.37$). When disaggregated by gender, both men and women improved significantly, with no statistically significant difference between their gains ($p = 0.708$), although this result should be interpreted with caution given the small size of the female subgroup ($n = 12$). The findings offer preliminary evidence that AI-mediated personalized learning could constitute an equitable pedagogical strategy, with potential to strengthen women's vocation and retention in Systems Engineering.

***Keywords*— *A*rtificial intelligence; VARK model; gender equity; personalized learning; programming education**

Inteligencia artificial y estilos de aprendizaje para la equidad de género en la enseñanza de programación en Ingeniería

Lucy Nohemy Medina Velandia, Dra. Ciencias de la Educación [1]
[1]Universidad Los Libertadores, Colombia, lunome@gmail.com

Resumen*– *La subrepresentación de las mujeres en Ingeniería de Sistemas constituye una brecha persistente en Latinoamérica, que se manifiesta desde el ingreso a la carrera y se sostiene en espacios de formación investigativa como los semilleros. Esta investigación tuvo como objetivo analizar el efecto de una estrategia de aprendizaje personalizado, basada en inteligencia artificial y en el modelo de estilos de aprendizaje VARK, sobre el desempeño académico de estudiantes de primer semestre en la asignatura Programación de Computadores, con énfasis en sus implicaciones para la equidad de género. Se desarrolló un estudio cuantitativo de diseño pre-test/post-test, con una muestra de 36 estudiantes (24 hombres, 12 mujeres), a quienes se aplicó una adaptación en español del cuestionario VARK y una intervención pedagógica mediada por una herramienta de inteligencia artificial diseñada por la autora, ajustada al estilo de aprendizaje de cada participante. Los resultados muestran una mejora estadísticamente significativa entre pretest y postest ($t(35) = 8,24$; $p < 0,001$), con un tamaño del efecto muy grande ($d = 1,37$). Al desagregar por género, tanto hombres como mujeres mejoraron de forma significativa, sin diferencias estadísticamente significativas entre sus ganancias ($p = 0,708$), aunque este resultado debe interpretarse con cautela dado el tamaño reducido del subgrupo femenino ($n = 12$). Los hallazgos ofrecen evidencia preliminar de que la personalización del aprendizaje mediada por inteligencia artificial podría constituir una estrategia pedagógica equitativa, con potencial para fortalecer la vocación y permanencia de las mujeres en la Ingeniería de Sistemas.

Palabras clave*– *inteligencia artificial; modelo VARK; equidad de género; aprendizaje personalizado; enseñanza de la programación

I. INTRODUCCIÓN

La incorporación de la inteligencia artificial en los procesos educativos se ha consolidado como una de las tendencias más relevantes de la transformación digital en la educación superior. Organismos internacionales como la UNESCO han impulsado marcos de competencias en IA para docentes y estudiantes desde 2024, reconociendo tanto su potencial para personalizar los procesos de enseñanza-aprendizaje como los riesgos éticos y pedagógicos que exige gestionar [3]. En este contexto, la personalización del aprendizaje mediante IA, entendida como la adaptación de contenidos, ritmos y recursos a las características individuales del estudiantado, se perfila como una de las aplicaciones con mayor potencial transformador en la enseñanza de disciplinas técnicas como la programación de computadores [1], [2].

Paralelamente, la desigualdad de género en las ingenierías continúa siendo un problema estructural no resuelto. A nivel global, las mujeres jóvenes representan solamente el 25% de los estudiantes de ingeniería y tecnologías de la información en dos tercios de los países con datos disponibles, y ocupan apenas el 22% de los puestos STEM en los países del G20 [10]. En el contexto colombiano, esta brecha se confirma con cifras aún más marcadas: de los profesionales graduados recientemente en ingeniería de sistemas e informática, cerca del 73% corresponde a hombres, cifra que se agrava en otras ramas de la ingeniería [11]. Estos datos, consistentes con los reportados para la región latinoamericana [4], [6], evidencian que la subrepresentación femenina no es un fenómeno aislado ni exclusivo del contexto local abordado en este trabajo, sino un patrón que atraviesa distintas escalas geográficas.

Ante este panorama, el presente trabajo se propone articular ambas líneas, la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial y la equidad de género en ingeniería, a través de un caso de estudio situado en la enseñanza de la programación de computadores, un espacio identificado en la literatura como un filtro temprano y crítico para la permanencia de las mujeres en los programas de ingeniería. El documento se organiza de la siguiente manera: en primer lugar, se expone la problemática y los antecedentes que enmarcan la investigación; posteriormente se presentan la pregunta y los objetivos del estudio, la metodología empleada (incluyendo la descripción del instrumento y de la herramienta de inteligencia artificial utilizada), el análisis e interpretación de los resultados, y finalmente las conclusiones, limitaciones y líneas de trabajo futuro derivadas de los hallazgos.

II. PROBLEMÁTICA

La subrepresentación de las mujeres en las ingenierías constituye una de las brechas de género más persistentes en la

educación superior latinoamericana, y el programa de Ingeniería de Sistemas no es la excepción. En un estudio realizado con estudiantes de los primeros cuatro semestres de este programa, se identificó que, de una población de 114 estudiantes, apenas el 21,05% correspondía a mujeres, frente a un 78,94% de hombres; esta proporción se acentúa aún más al observar la muestra tomada de estudiantes de primer semestre matriculados en la asignatura de Programación de Computadores, donde solo 12 de 36 estudiantes (33%) eran mujeres. Esta cifra resulta particularmente preocupante si se considera que Programación de Computadores actúa, en la práctica, como una asignatura filtro: su nivel de exigencia y su carácter introductorio suelen incidir de manera decisiva en la permanencia o la deserción temprana de los y las estudiantes en el programa académico.

La brecha no se limita al momento de ingreso. La experiencia acumulada durante doce años en el Semillero de Investigación SofIA, espacio de formación investigativa que convoca a estudiantes de distintas edades (18 a 40 años), evidencia que la proporción de mujeres inscritas se mantiene consistentemente menor a la de los hombres, con una relación aproximada de 63% frente a 37%. Si bien esta cifra es proporcionalmente más favorable que la observada en el aula de primer semestre, confirma que la subrepresentación femenina no se resuelve espontáneamente con el avance en la formación académica, sino que tiende a sostenerse a lo largo de la trayectoria universitaria y en los espacios de formación investigativa que deberían nutrir las futuras vocaciones científicas y tecnológicas de las mujeres en ingeniería.

Frente a este panorama, resulta pertinente indagar en estrategias pedagógicas que, más allá de transmitir contenidos técnicos, atiendan a la diversidad de estilos de aprendizaje del estudiantado y contribuyan a fortalecer la motivación, la confianza y la permanencia de las mujeres en los primeros semestres de ingeniería, momento crítico en la consolidación o el abandono de la vocación profesional. En este contexto, la integración de la inteligencia artificial como herramienta de personalización pedagógica, articulada con el modelo de estilos de aprendizaje VARK (Visual, Auditivo, Lector-escritor, Kinestésico), se plantea como una vía de intervención capaz de responder a las necesidades individuales de aprendizaje y, con ello, de incidir positivamente en la equidad de género dentro de la enseñanza de la programación de computadores.

III. ANTECEDENTES VINCULADOS A LA PROBLEMÁTICA (ESTADO DEL ARTE)

Desde una perspectiva teórica, la pertinencia de personalizar el proceso de enseñanza-aprendizaje según las características individuales del estudiante encuentra respaldo en la teoría sociocultural de Vygotsky [7], particularmente en el concepto de zona de desarrollo próximo, que sostiene que el aprendizaje se optimiza cuando la mediación pedagógica se ajusta al nivel real de cada estudiante. En la misma línea, la teoría del aprendizaje significativo de Ausubel [8] plantea que la nueva información se asimila con mayor solidez cuando se conecta de forma no arbitraria con los conocimientos previos y con la forma particular en que cada persona procesa la información, premisa sobre la cual se sustentan los modelos de estilos de aprendizaje como el VARK [9].

En los últimos años, diversos estudios han documentado el papel de la inteligencia artificial como herramienta de personalización educativa. Vanegas et al. [1] proponen un enfoque adaptativo basado explícitamente en el modelo VARK para mejorar la educación a distancia, evidenciando que la combinación de IA y estilos de aprendizaje permite ajustar contenidos y ritmos a las necesidades individuales del estudiantado. En un sentido similar, Aguilar-Muñoz et al. [2], a partir de una revisión de veinte estudios publicados entre 2021 y 2025, concluyen que la IA favorece la motivación, el rendimiento y la autorregulación del aprendizaje al adaptar contenidos y estrategias al perfil de cada estudiante. Cordón [3] complementa esta perspectiva al señalar que, si bien la IA representa oportunidades reales para la educación superior, su implementación exitosa requiere considerar tanto sus potencialidades como sus riesgos pedagógicos y éticos.

Paralelamente, la literatura sobre brechas de género en ingeniería confirma que el problema abordado en este trabajo no es un caso aislado sino un patrón estructural en la región. De acuerdo con ONU Mujeres [6], en la mayoría de los países de América Latina y el Caribe la proporción de mujeres graduadas en carreras de ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas no supera el 40%, siendo la ingeniería, la industria y la construcción de los campos con menor participación femenina. Gallardo Cárdenas y Magal Royo [4], en un estudio cuantitativo reciente sobre matrícula en carreras STEM en una universidad ecuatoriana, confirman una disparidad persistente en la representación femenina y subrayan la necesidad de políticas y estrategias pedagógicas más efectivas para revertirla. En esta misma dirección, Costa-Lizama et al. [5] documentan experiencias de intervención orientadas específicamente a cerrar la brecha de género en tecnología, mostrando que las estrategias pedagógicas activas y centradas en la experiencia del estudiante pueden incidir positivamente en la participación de las mujeres en espacios tecnológicos.

Pese a este cuerpo de evidencia, son escasos los estudios que articulan de manera explícita la personalización del aprendizaje mediante IA y modelos de estilos de aprendizaje con el problema específico de la equidad de género en la enseñanza de la programación de computadores. Esta

investigación busca aportar a ese vacío, integrando ambas líneas de trabajo en un caso de estudio situado en el contexto latinoamericano.

IV. PREGUNTA Y OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

A. Pregunta de investigación

¿De qué manera la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial, articulada con el modelo de estilos de aprendizaje VARK, incide en el proceso de enseñanza-aprendizaje de la asignatura Programación de Computadores en estudiantes de primer semestre de Ingeniería de Sistemas, y qué implicaciones tiene esta estrategia para fortalecer la permanencia y la equidad de género en el programa?

B. Objetivo general

Analizar el efecto de una estrategia de aprendizaje personalizado, basada en inteligencia artificial y en el modelo de estilos de aprendizaje VARK, en el proceso de enseñanza-aprendizaje de Programación de Computadores en estudiantes de primer semestre de Ingeniería de Sistemas, como aporte a la equidad de género en el programa académico.

C. Objetivos específicos

1) Identificar los estilos de aprendizaje predominantes (visual, auditivo, lector-escritor y kinestésico) en la población estudiantil participante, diferenciando los resultados por género.

2) Diseñar e implementar una estrategia de personalización del aprendizaje mediada por inteligencia artificial, ajustada a los estilos de aprendizaje identificados en el grupo de estudio.

3) Evaluar el efecto de la estrategia implementada sobre el desempeño académico y la motivación de los y las estudiantes en la asignatura Programación de Computadores.

4) Contrastar los resultados obtenidos entre estudiantes hombres y mujeres, con el fin de identificar posibles aportes de la estrategia a la reducción de la brecha de género observada en el programa.

V. METODOLOGÍA

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con un diseño cuasiexperimental de tipo pre-test/post-test, orientado a evaluar el efecto de una estrategia de personalización del aprendizaje mediada por inteligencia artificial y articulada con el modelo VARK, en el desempeño académico de estudiantes de primer semestre de Ingeniería de Sistemas en la asignatura Programación de Computadores.

A. Población y muestra

La población estuvo constituida por 114 estudiantes matriculados en los cuatro primeros semestres del programa académico de Ingeniería de Sistemas, de los cuales el 78,94% correspondió a hombres y el 21,05% a mujeres. La muestra se conformó por 36 estudiantes de primer semestre matriculados en la asignatura Programación de Computadores (24 hombres y 12 mujeres, equivalentes al 67% y 33% respectivamente), con edades comprendidas entre los 16 y los 25 años.

B. Instrumento: adaptación del cuestionario VARK

Se aplicó una adaptación al español del cuestionario VARK, modelo desarrollado originalmente por el educador neozelandés Neil Fleming en 1987 y ampliado en colaboración con Colleen Mills a inicios de la década de 1990 [9]. El instrumento consta de 16 preguntas orientadas a identificar el estilo de aprendizaje predominante del estudiante (Visual, Auditivo, Lector-escritor o Kinestésico) a partir de sus preferencias frente a distintas situaciones de aprendizaje. Dado que el cuestionario original está protegido por derechos de autor y publicado en inglés, no se reproduce en su forma original; en su lugar, se describe su estructura y se presentan a modo de ejemplo tres de las preguntas tal como fueron adaptadas y aplicadas por la autora (Tabla 1).

TABLA 1
EJEMPLOS DE PREGUNTAS ADAPTADAS DEL CUESTIONARIO VARK Y SU TRADUCCIÓN OPERATIVA EN CONTENIDO

N.º	Pregunta adaptada (VARK)	Objetivo	Adaptación de contenido por estilo
1	Al aprender algo nuevo, prefieres: ver diagramas, escuchar explicaciones, leer instrucciones o probarlo tú misma/o.	Identificar la forma preferida de recibir información.	Visual: diagrama interactivo del proceso. Auditivo: audio con ejemplos. Lectura/escritura: texto con pasos detallados. Kinestésico: simulación práctica manipulable.
2	Cuando te enseñan un nuevo programa, prefieres: ver un tutorial, escuchar una explicación, leer el manual o explorarlo por tu cuenta.	Determinar el método de comprensión tecnológica.	Visual: video tutorial con capturas. Auditivo: podcast o narración guiada. Lectura/escritura: manual digital con ejemplos. Kinestésico: laboratorio virtual.
3	Al estudiar programación, te resulta más fácil: ver ejemplos de código, escuchar explicaciones, leer documentación o escribir y probar código.	Detectar el modo de asimilación del contenido técnico.	Visual: ejemplos con diagramas de flujo. Auditivo: explicación oral del funcionamiento. Lectura/escritura: documentación y ejercicios escritos. Kinestésico: entorno interactivo para ejecutar y modificar código.

C. Herramienta de inteligencia artificial

La herramienta de personalización fue diseñada y desarrollada por la autora, en dos fases principales. En la primera, se construyó una base de datos relacional en MySQL para almacenar las 16 preguntas del cuestionario VARK

adaptado y las respuestas de cada estudiante participante. En la segunda, se desarrolló el backend en Python y la interfaz de usuario en Angular, con una capa de servicios web implementada en Spring Boot; el sistema fue desplegado en un servidor propio de la universidad, con las medidas de seguridad correspondientes.

A partir de las respuestas almacenadas, un algoritmo clasificó a cada estudiante en uno de los cuatro estilos VARK. La entrega de contenidos se implementó mediante el patrón de diseño Strategy: según el estilo detectado, el sistema activaba el módulo de contenido correspondiente, previamente diseñado con material específico del curso de Programación de Computadores. Para la producción de ese material se emplearon herramientas de autor como Canva y Genially (recursos visuales), Audacity (recursos auditivos), documentos y Markdown (recursos de lectura y escritura), y entornos de práctica como BlueJ y repl.it (recursos kinestésicos). En síntesis, el proceso siguió tres pasos: (1) detección del estilo de aprendizaje mediante el cuestionario VARK adaptado; (2) selección del contenido correspondiente mediante el patrón Strategy; y (3) entrega del material adaptado al estudiante en el formato visual, auditivo, textual o práctico asociado a su estilo.

D. Procedimiento

El proceso se desarrolló en tres fases: (1) diagnóstico de estilos de aprendizaje mediante el cuestionario VARK adaptado [9], y aplicación de una prueba inicial (pre-test) de conocimientos en Programación de Computadores; (2) implementación de la estrategia de personalización mediada por la herramienta de IA descrita en la sección V.C, durante el semestre académico; (3) aplicación de una prueba final (post-test) para determinar el efecto de la intervención sobre el nivel de conocimiento alcanzado.

E. Técnicas de análisis de datos

Los resultados se analizaron de forma descriptiva (frecuencias y porcentajes por estilo de aprendizaje y por género) e inferencial, mediante la prueba t de Student para comparar los puntajes obtenidos en el pre-test y el post-test y determinar la significancia estadística del cambio en el nivel de conocimiento. Previo a la aplicación de la prueba, se verificó el supuesto de normalidad de las diferencias mediante la prueba de Shapiro-Wilk. El análisis se desagregó por género para identificar posibles diferencias en la respuesta de hombres y mujeres a la estrategia de personalización.

VI. RESULTADOS

Los resultados obtenidos se presentan a continuación de forma sintética, en correspondencia con los objetivos específicos planteados.

En cuanto a la identificación de los estilos de aprendizaje predominantes (Objetivo específico 1), se encontró que, al finalizar la intervención, tanto hombres como mujeres mostraron una tendencia hacia estilos kinestésico y visual como los más representados, aunque con un desplazamiento más marcado en el grupo de mujeres, cuyo estilo auditivo pasó de 16,7% a 25,0%, evidenciando una mayor movilidad en su perfil de aprendizaje tras la implementación de la estrategia personalizada.

Respecto a cómo el estilo identificado influyó en el contenido recibido y en los resultados (Objetivos específicos 2 y 3), la Tabla 2 ilustra, con dos temas del curso, la forma en que la herramienta de IA adaptó el material según el estilo detectado. Esta diferenciación se tradujo en patrones de desempeño distintos: los estudiantes con estilo visual mostraron un mejor desempeño relativo en preguntas de comprensión conceptual, mientras que los de estilo kinestésico se destacaron en la aplicación práctica del código, lo que es consistente con la lógica de la personalización implementada.

TABLA 2
EJEMPLOS DE ADAPTACIÓN DEL CONTENIDO SEGÚN EL ESTILO DE APRENDIZAJE DETECTADO

Tema	Estilo	Adaptación del contenido
Estructuras de control (if, for, while)	Visual	Diagramas de flujo animados con colores y flechas dinámicas.
	Auditivo	Explicación narrada paso a paso, con pausas reflexivas.
	Lector-escritor	Textos explicativos, código comentado y ejercicios de pseudocódigo.
	Kinestésico	Entorno interactivo para modificar código y ver resultados en tiempo real.
Funciones y modularidad	Visual	Mapas conceptuales de cómo se conectan las funciones.
	Auditivo	Clips de audio con analogías (p. ej., función = receta reutilizable).
	Lector-escritor	Guías escritas paso a paso y documentación de cada función.
	Kinestésico	Simulador para crear y ejecutar funciones, observando parámetros y retornos.

En cuanto al efecto general de la estrategia sobre el desempeño académico (Objetivos específicos 2 y 3), el puntaje total promedio de los 36 estudiantes pasó de 48,11 (DE = 5,43) en el pretest a 58,19 (DE = 5,94) en el postest, sobre un máximo posible de 75 puntos, diferencia estadísticamente significativa ($t(35) = 8,24$; $p < 0,001$) y de gran magnitud práctica ($d = 1,37$).

Finalmente, en relación con el contraste por género (Objetivo específico 4), los hombres pasaron de una media de 48,17 a 58,58 puntos ($t(23) = 6,89$; $p < 0,001$; $d = 1,41$) y las mujeres de 48,00 a 57,42 puntos ($t(11) = 4,36$; $p = 0,001$; $d = 1,26$). La diferencia entre las ganancias de ambos grupos no fue estadísticamente significativa ($p = 0,708$), lo que constituye evidencia preliminar de que la estrategia de aprendizaje personalizado con inteligencia artificial pudo generar mejoras comparables en el desempeño de hombres y mujeres en el contexto de la enseñanza de la programación de computadores, hallazgo que, como se indicó, debe confirmarse con muestras de mayor tamaño

VII. ANÁLISIS DE RESULTADOS

El análisis de los datos recolectados mediante el instrumento aplicado antes y después de la intervención pedagógica mediada por inteligencia artificial y ajustada al modelo VARK permite contrastar los resultados a la luz del marco teórico expuesto. Desde la perspectiva de Vygotsky [7], la mejora observada en el puntaje total de los estudiantes tras la intervención es consistente con la idea de que la mediación pedagógica ajustada al estilo de aprendizaje individual, una forma de andamiaje personalizado, pudo favorecer que los y las estudiantes avanzaran más allá de lo que habrían logrado con una enseñanza homogénea. De manera complementaria, el marco de Ausubel [8] sobre el aprendizaje significativo es coherente con la idea de que, al conectar los contenidos de programación con la forma particular en que cada estudiante procesa la información, el conocimiento nuevo pudo anclarse de manera más sólida a las estructuras cognitivas previas.

Antes de aplicar la prueba t de Student, se verificó el supuesto de normalidad sobre las diferencias individuales entre pretest y postest mediante la prueba de Shapiro-Wilk ($W = 0,986$; $p = 0,929$), confirmando que el uso de una prueba paramétrica era estadísticamente apropiado para este conjunto de datos.

El resultado general muestra una diferencia altamente significativa entre las medias de pretest y postest ($t(35) = 8,24$; $p < 0,001$), con un tamaño del efecto muy grande (d de Cohen = 1,37), lo que sugiere que la magnitud del cambio observado no solo es estadísticamente significativa sino potencialmente relevante en términos prácticos (ver Tabla 3, Fig. 1 y Fig 2).

Al desagregar por género, tanto hombres ($t(23) = 6,89$; $p < 0,001$; $d = 1,41$) como mujeres ($t(11) = 4,36$; $p = 0,001$; $d = 1,26$) presentaron mejoras estadísticamente significativas y con tamaños de efecto igualmente grandes. La comparación de la ganancia promedio entre ambos grupos (hombres: +10,42 puntos; mujeres: +9,42 puntos) no arrojó una diferencia estadísticamente significativa ($t = -0,379$; $p = 0,708$), lo que constituye evidencia preliminar de que la estrategia de personalización con IA pudo beneficiar de manera comparable a estudiantes de ambos géneros. Este hallazgo es relevante en el marco de la problemática de equidad de género planteada, aunque debe leerse con cautela: la intervención no amplió una brecha de aprendizaje observable entre hombres y mujeres en esta muestra, pero el tamaño reducido del subgrupo femenino limita la generalización de esta conclusión (ver sección VI.A).

TABLA 3
RESULTADOS DE LA PRUEBA T DE STUDENT Y TAMAÑO DEL EFECTO, GENERAL Y POR GÉNERO.

Grupo	n	M. Pre	M. Post	t	p	d
General	36	48,11	58,19	8,24	< 0,001	1,37
Hombres	24	48,17	58,58	6,89	< 0,001	1,41
Mujeres	12	48,00	57,42	4,36	0,001	1,26

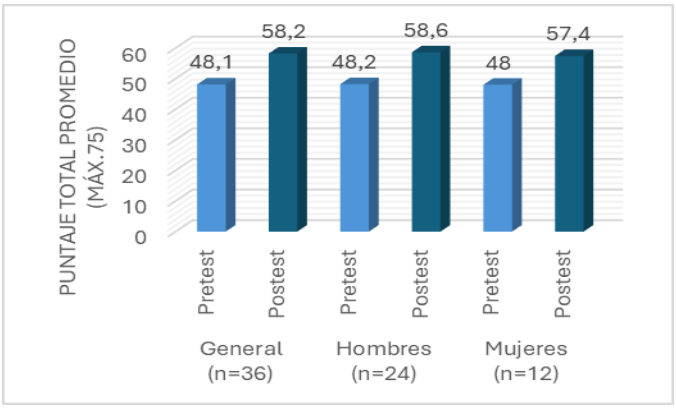


Fig 1. Comparación de medias pretest y postest, general y por género.

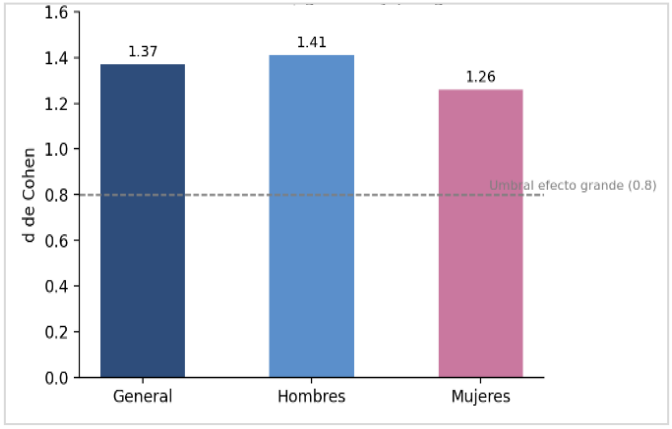


Fig 2. Tamaño del efecto (d de Cohen) de la intervención, general y por género.

A. Limitaciones del estudio

El hallazgo de equivalencia entre las ganancias de hombres y mujeres debe interpretarse considerando el poder estadístico limitado del subgrupo femenino ($n = 12$). Con un tamaño de muestra tan reducido, la prueba t tiene una capacidad limitada para detectar diferencias reales entre

grupos si estas existieran (mayor riesgo de error de tipo II), por lo que la ausencia de diferencia estadísticamente significativa entre géneros no debe interpretarse como evidencia definitiva de equidad en el efecto de la intervención, sino como un resultado preliminar que requiere ser contrastado en estudios posteriores con muestras más amplias y balanceadas por género. Asimismo, el diseño de un solo grupo sin grupo de control impide descartar por completo la influencia de otros factores (p. ej., la maduración académica propia del semestre) sobre la mejora observada.

VIII. CONCLUSIONES

Los resultados de esta investigación ofrecen una respuesta afirmativa, aunque preliminar, a la pregunta que orientó el estudio: la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial, articulada con el modelo de estilos de aprendizaje VARK, se asoció con una mejora positiva y estadísticamente significativa en el desempeño de los estudiantes en la asignatura Programación de Computadores, con implicaciones relevantes para la equidad de género en Ingeniería de Sistemas.

En primer lugar, se identificaron los estilos de aprendizaje predominantes en la muestra, diferenciados por género, evidenciando que tanto hombres como mujeres modificaron su perfil de estilos a lo largo de la intervención, con un desplazamiento particularmente notorio hacia el estilo auditivo en el grupo de mujeres. En segundo lugar, la estrategia de personalización diseñada e implementada, descrita en detalle en la sección V.C, mostró un efecto considerable sobre el desempeño académico: la mejora entre pretest y postest fue estadísticamente significativa ($p < 0{,}001$) y de gran magnitud práctica ($d = 1{,}37$), lo que sugiere que ajustar los contenidos y actividades al estilo de aprendizaje individual, mediado por inteligencia artificial, puede constituir una estrategia pedagógica valiosa para la enseñanza de la programación en estudiantes de primer semestre.

El hallazgo más relevante para el propósito de este simposio se desprende del contraste por género: si bien las mujeres representaron apenas el 33% de la muestra, una subrepresentación consistente con la brecha documentada en la literatura regional [4], [6] y con la tendencia observada incluso en espacios de formación investigativa como el Semillero SofIA, su mejora en desempeño fue estadísticamente equivalente a la de los hombres, sin diferencias significativas entre las ganancias de ambos grupos ($p = 0{,}708$). Esto ofrece evidencia preliminar de que la estrategia de aprendizaje personalizado con IA podría contribuir a mejorar el desempeño académico sin ampliar la brecha de aprendizaje entre géneros; no obstante, dado el poder estadístico limitado del subgrupo femenino ($n = 12$), esta conclusión debe tomarse como un indicio a confirmar, no como un resultado definitivo.

Estos resultados aportan evidencia empírica preliminar a favor de explorar estrategias de personalización mediadas por inteligencia artificial como una vía posible para fortalecer la permanencia y la vocación de las mujeres en la Ingeniería de Sistemas, en línea con los objetivos de igualdad de oportunidades y fomento de vocaciones planteados por el V Simposio Internacional Latinoamericano Mujeres en Ingeniería. Como líneas futuras de trabajo, se recomienda ampliar la muestra (en particular el subgrupo femenino), incorporar un grupo de control, y extender el seguimiento a lo largo de más de un semestre, con el fin de determinar si el efecto observado se sostiene en la permanencia real de las mujeres en el programa académico a mediano y largo plazo.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

La autora expresan su sincero agradecimiento a la Fundación Universitaria Los Libertadores por el respaldo académico, institucional y formativo brindado durante el desarrollo de este proyecto, cuya orientación y acompañamiento fueron fundamentales para el cumplimiento de los objetivos propuestos.

De igual manera, se reconoce de manera especial la valiosa participación de los estudiantes que hicieron parte de la muestra de estudio, quienes, mediante su disposición, compromiso y aportes, permitieron la recopilación de información relevante para el proceso investigativo. Sus experiencias, percepciones y apreciaciones sobre la implementación del proyecto constituyeron un insumo esencial para el análisis, la reflexión y la construcción de los hallazgos obtenidos.

Finalmente, se agradece a todas las personas que, desde sus diferentes roles, contribuyeron al desarrollo de esta investigación, haciendo posible la consolidación de una propuesta orientada al fortalecimiento de los procesos educativos y formativos abordados en el estudio.

REFERENCIAS

[1] C. V. Vanegas, J. E. A. Puerta, M. N. Ceballos, and J. M. M. Sánchez, "Personalized learning: an adaptive approach based on the VARK model to improve distance education," RGSA: Revista de Gestão Social e Ambiental, vol. 18, no. 12, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.24857/rgsa.v18n12-046

[2] J. A. Aguilar-Muñoz, J. M. Gaibor-Bifarini, M. E. Sánchez-Vásquez, D. K. Sánchez-Sánchez, and R. M. Saldarriaga-Castro, "Inteligencia artificial como herramienta de personalización del aprendizaje escolar," Space Scientific Journal of Multidisciplinary, vol. 3, no. 4, pp. 98–122, 2025. [Online]. Available: https://doi.org/10.63618/omd/ssjm/v3/n4/59

[3] O. Cordón, "Inteligencia artificial en educación superior: oportunidades y riesgos," RiiTE Revista Interuniversitaria de Investigación en Tecnología Educativa, no. 15, pp. 16–27, 2023. [Online]. Available: https://doi.org/10.6018/riite.591581

[4] A. M. Gallardo Cárdenas and T. Magal Royo, "Brecha de género en ingeniería: análisis de datos cuantitativos de carreras STEM en la Universidad Técnica de Ambato," LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades, vol. 5, no. 4, pp. 4290–4298, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.56712/latam.v5i4.2568
[5] G. Costa-Lizama, L. San-Martin, O. Pinto, and G. Gatica, "Hack4women: un paso hacia la equidad de género," Texto Livre, vol. 15, e39348, 2022. [Online]. Available: https://doi.org/10.35699/1983-3652.2022.39348
[6] ONU Mujeres y UNESCO, Las mujeres en ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas en América Latina y el Caribe, ONU Mujeres, 2020. [Online]. Available: https://lac.unwomen.org
[7] L. S. Vygotsky, Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes. Cambridge, MA, USA: Harvard University Press, 1978.
[8] D. P. Ausubel, The Acquisition and Retention of Knowledge: A Cognitive View. Dordrecht, Netherlands: Springer, 2000.
[9] N. D. Fleming and C. Mills, "Not another inventory, rather a catalyst for reflection," To Improve the Academy, vol. 11, pp. 137–155, 1992. [Online]. Available: https://doi.org/10.1002/j.2334-4822.1992.tb00213.x
[10] UNESCO, "Lograr avances en la educación y la igualdad de género," UNESCO, 2024. [Online]. Available: https://www.unesco.org/es/gender-equality/education/need-know
[11] Sociedad Colombiana de Ingenieros, "El preocupante panorama que enfrentan las mujeres en el gremio de la ingeniería," SCI, 2024. [Online]. Available: https://sci.org.co/el-panorama-que-enfrentan-las-mujeres-en-la-ingenieria/