

UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas



**Aplicación de la IA para la medición del nivel de atención en
estudiantes universitarios**

Tesis para obtener el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas

Autores:

Wilmer Alexander Edquén Barboza
Roberto Carlos Flores Ramírez
Jhon Marcos Luna Villanueva

Asesor:

Mg. Nancy Esther Casildo Bedón

Tarapoto, febrero de 2026

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD DE TESIS

Yo Mg. Nancy Esther Casildo Bedón, docente de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas, de la Universidad Peruana Unión.

DECLARO:

Que la presente investigación titulada: **“Aplicación de la IA para la medición del nivel de atención en estudiantes universitarios”** de los autores Jhon Marcos Luna Villanueva, Wilmer Alexander Edquén Barboza y Roberto Carlos Flores Ramírez tiene un índice de similitud de 2% verificable en el informe del programa Turnitin, y fue realizada en la Universidad Peruana Unión bajo mi dirección.

En tal sentido asumo la responsabilidad que corresponde ante cualquier falsedad u omisión de los documentos como de la información aportada, firmo la presente declaración en la ciudad de Juliaca, a los 13 días del mes de junio del año 2026.



Mg. Nancy Esther Casildo Bedón

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En San Martín, Tarapoto, Morales, a 02 día(s) del mes de Febrero del año 2020, siendo las 11:00 horas, se reunieron los miembros del jurado en la Universidad Peruana Unión Campus Tarapoto, bajo la dirección del (de la) presidente(a): Mg. Wilder Marlo Rimarachin, el (la) secretario(a): Mtro. Joyce Baldwin Huaman Loban y los demás miembros: Mtra. Yngae Elizabeth Ramirez Pezo y el (la) asesor(a) Mg. Nancy Esther Casildo Bedon

con el propósito de administrar el acto académico de sustentación de la tesis titulado: "Aplicación de la IA para la medición del nivel de atención en estudiantes Universitarios"

del(los) bachiller(es): a) Wilmer Alexander Edgüen Barboza
b) Roberto Carlos Flores Ramirez
c) Jhon Marcos Luna Villanueva

conducente a la obtención del título profesional de: Ingeniero de Sistemas

El Presidente inició el acto académico de sustentación invitando al (a la) / a (los) (las) candidato(a)s hacer uso del tiempo determinado para su exposición. Concluida la exposición, el Presidente invitó a los demás miembros del jurado a efectuar las preguntas, y aclaraciones pertinentes, las cuales fueron absueltas por al (a la) / a (los) (las) candidato(a)s. Luego, se produjo un receso para las deliberaciones y la emisión del dictamen del jurado. Posteriormente, el jurado procedió a dejar constancia escrita sobre la evaluación en la presente acta, con el dictamen siguiente:

Bachiller-(a): Wilmer Alexander Edgüen Barboza

CALIFICACIÓN	ESCALAS			Mérito
	Vigesimal	Literal	Cualitativa	
	<u>18</u>	<u>A-</u>	<u>Muy bueno</u>	<u>Sobresaliente</u>

Bachiller -(b): Roberto Carlos Flores Ramirez

CALIFICACIÓN	ESCALAS			Mérito
	Vigesimal	Literal	Cualitativa	
	<u>17</u>	<u>B+</u>	<u>Muy bueno</u>	<u>Sobresaliente</u>

Bachiller -(c): Jhon Marcos Luna Villanueva

CALIFICACIÓN	ESCALAS			Mérito
	Vigesimal	Literal	Cualitativa	
	<u>17</u>	<u>B+</u>	<u>Muy bueno</u>	<u>Sobresaliente</u>

(*) Ver parte posterior

Finalmente, el Presidente del jurado invitó al (a la) / a (los) (las) candidato(a)s a ponerse de pie, para recibir la evaluación final y concluir el acto académico de sustentación procediéndose a registrar las firmas respectivas.

Presidente/a

Secretario/a

Asesor/a

Miembro

Miembro

Bachiller (a)

Bachiller (b)

Bachiller (c)

AGRADECIMIENTOS Y DEDICATORIAS

Agradecimientos

A Dios, por la fortaleza y la claridad en los momentos de mayor incertidumbre.

A mi asesora de investigación, por su orientación constante, su paciencia y por señalar lo que yo no lograba ver. Sin su guía, este trabajo no habría alcanzado su forma final.

A los docentes que, con su experiencia, revisaron y fortalecieron las etapas metodológicas, estadísticas y técnicas de este proyecto: su aporte especializado fue decisivo para la solidez de esta investigación.

A mis amigos y compañeros, por compartir esta etapa, por el apoyo en los momentos difíciles y por los descansos que hicieron llevadero el camino.

Dedicatoria

A mi familia, que sostuvo este proceso desde la distancia y desde la cercanía.

A mi madre, por su presencia y por las enseñanzas que me acompañan cada día.

A mi padre, por su esfuerzo constante, sus sacrificios y por impulsarme siempre a seguir adelante.

A mi hermana, por su compañía, su cariño y por ser una fuente de motivación en cada etapa de este camino.

A quienes, con su cariño, su preocupación constante y sus palabras de aliento, me recordaron que cada esfuerzo tenía un propósito.

A todas las personas que, de una u otra manera, estuvieron presentes durante este proceso y dejaron una huella en mi camino.

Wilmer Alexander Edquén Barboza

Agradecimientos En primer lugar, agradezco a Dios por brindarme fortaleza, sabiduría y perseverancia para afrontar cada desafío presentado durante el desarrollo de esta investigación y permitirme alcanzar esta importante meta profesional. A mi facultad y alma máter, por proporcionarme los conocimientos, herramientas y oportunidades necesarias para mi formación académica. Asimismo, expreso mi gratitud a nuestra asesora, a los especialistas que contribuyeron al fortalecimiento de este trabajo y a todas las personas que colaboraron desinteresadamente brindando su tiempo, apoyo y experiencia para hacer posible la culminación de esta investigación. Finalmente, agradezco a mi familia por

acompañarme en cada etapa de este camino, recordándome siempre que ningún sueño es imposible cuando se avanza con esfuerzo, determinación y constancia.

Dedicatoria Dedico este logro a Dios, por guiar cada paso de mi camino y brindarme la fortaleza para superar cada desafío. A mis padres y a mi familia, por su amor, apoyo y confianza incondicional durante toda mi formación profesional.

También dedico este trabajo a todas las personas que me acompañaron durante este viaje. Cada proceso, dificultad y aprendizaje vivido durante el desarrollo de esta investigación formó parte de un recorrido lleno de experiencias significativas que contribuyeron a mi crecimiento personal y profesional. Gracias por enseñarme que las metas más importantes se alcanzan avanzando paso a paso, con perseverancia, esfuerzo y determinación.

Roberto Carlos Flores Ramírez

Agradecimientos En primer lugar, agradezco a Dios por darme el valor de afrontar los retos de esta investigación y llegar hasta la meta. A mi facultad y alma máter, por brindarme el espacio y las herramientas para crecer como profesional. También deseo agradecer a todas las personas que colaboraron desinteresadamente brindando su tiempo e información para que el desarrollo de esta tesis fuera posible.

Dedicatoria A mi familia entera, que ha sido mi pilar inquebrantable a lo largo de todos estos años de estudio. A mi hermana, por sus palabras de aliento oportunas y las sonrisas que aliviaron la carga académica. Esta investigación también está dedicada a mi propia resiliencia, como un recordatorio personal de que, con pasión y trabajo constante, ninguna meta es inalcanzable.

Jhon Marcos Luna Villanueva

Aplicación de la Inteligencia Artificial para la Medición del Nivel de Atención en Estudiantes Universitarios

ÍNDICE

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD DE TESIS	2
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS	3
AGRADECIMIENTOS Y DEDICATORIAS	4
RESUMEN	8
INTRODUCCIÓN	9
METODOLOGÍA	12
Desarrollo del sistema AIDA-IA	12
Diseño experimental educativo.....	13
Integración tecnológica y psicopedagógica	13
Población y muestra	14
Instrumentos.....	15
IMPLEMENTACION	17
Implementación Práctica y Interfaz del Sistema	17
Dashboard para el Docente:	17
Visualización en Tiempo Real sobre el Video:	18
RESULTS AND DISCUSSION.....	19
RESULTADOS	19
Resultados intragrupo (Wilcoxon signed-rank).	19
Resultados intergrupales (Mann–Whitney U).....	20
Resultados generales	20
Síntesis de hallazgos	20
Comparación entre el grupo experimental y control (Post-test) Gráficos	22
DISCUSIÓN.....	24
CONCLUSIÓN	26
REFERENCIAS.....	26
TABLES AND FIGURES	30
Grafico 1. Interfaz del Dashboard del Sistema AIDA-IA para el Docente	30
Gráfico 2. Ejemplo de Datos Objetivos del Sistema AIDA-IA Durante una Sesión de Clase.	31

Gráfico 3: Distribución de puntajes pre-test y post-test en el grupo experimental de Ingeniería Ambiental.....	31
Gráfico 4. Cambio de mediana (Post – Pre) por dimensión en Ingeniería Ambiental.....	32
Gráfico 5. Distribución de puntajes pre-test y post-test en Ingeniería Civil.....	32
Grafico 6. Cambio de mediana (Post – Pre) Civil	32
Gráfico 7. Distribución de puntajes pre-test y post-test Sistemas.....	33
Grafico 8. Cambio de mediana (Post – Pre) en Ingeniería de Sistemas.	34
Gráfico 9. Distribución de puntajes post-test del grupo experimental y control en Ingeniería Ambiental.....	34
Grafico 10. Tamaño del efecto (r_{rb}) entre grupos en Ingeniería Ambiental.....	35
Grafico 11. Distribución de puntajes post-test en Ingeniería Civil.....	35
Gráfico 12. presenta el tamaño del efecto estimado mediante r_{rb} para cada dimensión de civil.	35
Gráfico 13. Comparación entre grupo experimental y control Sistemas.....	36
Gráfico 14. Tamaño del efecto (r_{rb}) en Ingeniería de sistemas.....	36
Gráfico 15. Distribución de puntajes wilcoxon pre-test y post-test general.....	37
Gráfico 16. Cambio de mediana wilcoxon pre-test, post-test general.....	37
Gráfico 17. Distribución de puntajes pre-test y post-test(wilcoxon) general por Escuela.....	38
Gráfico 18. Cambio de mediana pre-test, post-test (wilcoxon general por escuela).	38
Grafico 19. Distribución de puntajes Mann-whitney pre-test y post-test general .	39
Gráfico 20. Cambio de mediana pre-test, post-test (wilcoxon general por escuela).	39
Gráfico 21. Distribución de puntajes Mann-whitney pre-test y post-test por escuela.	40
Tabla 1. Resultados de la prueba Wilcoxon signed-rank por escuela (pre vs. post): estadísticos W, z, p y r_{rb} por dimensión y total.	41
Tabla 2. Resultados de la prueba Mann–Whitney U por escuela (comparación post: experimental vs control): U, p y r_{rb} por dimensión y total.	41
Tabla 3. Resultados Wilcoxon general (n = 61): W, z, p, r_{rb}	41
Tabla 4. Resultados de la prueba Mann–Whitney U general (N = 122).....	42
ANEXOS	43

RESUMEN

Objetivo: Evaluar el efecto de un sistema de monitoreo atencional asistido por inteligencia artificial en la percepción de dinamismo de la clase y en la autoevaluación de la atención de estudiantes universitarios.

Métodos: Se aplicó un diseño cuasiexperimental con 160 estudiantes distribuidos en un grupo experimental, que recibió clases con monitoreo atencional y retroalimentación en tiempo real al docente, y un grupo control, que recibió clases tradicionales. La percepción de la atención y el dinamismo se evaluó antes y después de la intervención mediante el cuestionario AIDA.

Resultados: El grupo experimental mostró incrementos significativos en la percepción de dinamismo de la clase y en la autorregulación atencional en comparación con el grupo control ($p < 0.05$), evidenciando una mejora en el involucramiento durante la sesión.

Conclusión: La retroalimentación inmediata asistida por inteligencia artificial se asoció con una mejora en la atención y la participación estudiantil, destacando el potencial de este tipo de herramientas como apoyo para fortalecer la dinámica de enseñanza en entornos educativos presenciales.

Palabras clave: inteligencia artificial (IA), interacción conductual, visión artificial, aprendizaje profundo, educación superior, retroalimentación en tiempo real, atención estudiantil

INTRODUCCIÓN

La atención estudiantil es un proceso dinámico que se manifiesta a través de comportamientos observables, tales como la postura corporal, los movimientos cefálicos y la dirección de la mirada. Estos indicadores no solo reflejan la implicación cognitiva del estudiante, sino también su disposición afectiva hacia el aprendizaje. Investigaciones recientes han validado empíricamente esta relación: la combinación de postura del tronco y orientación de la mirada permite predecir el estado atencional con una precisión moderada (**75.3%**) (Zaletelj & Košir, 2017) y estos rasgos visuales correlacionan con medidas neurofisiológicas de compromiso **cognitivo** (Sukumaran & Manoharan, 2025). Además, la postura sedente se ha identificado como un indicador clave del compromiso conductual en el aula (Lucía Bernal Castro et al., 2017). Por ello, su monitoreo en entornos educativos se ha convertido en una línea prioritaria de investigación pedagógica.

Los niveles de atención en el aula no dependen únicamente de la motivación intrínseca del estudiante, sino también de las estrategias docentes, la dinámica grupal y las condiciones físicas del entorno. El diseño ergonómico del mobiliario escolar influye en la postura sedente que adoptan los estudiantes durante períodos prolongados de clase, afectando su bienestar físico (Lucía Bernal Castro et al., 2017). Además, el apoyo docente en el aula entendido como retroalimentación oportuna, claridad en las consignas y adaptación pedagógica se ha identificado como el predictor más fuerte del compromiso conductual y cognitivo, incluso en contextos vulnerables (Fernández et al., 2018).

Recientemente, los avances en inteligencia artificial han permitido automatizar el reconocimiento de conductas estudiantiles mediante visión por computadora. Sistemas basados en arquitecturas como YOLOv8 pueden detectar en tiempo real posturas, movimientos de cabeza y dirección de la mirada, ofreciendo una alternativa objetiva y no invasiva a los métodos observacionales tradicionales (Han et al., 2025). Estas herramientas no solo reducen el sesgo humano, sino que permiten generar métricas continuas que pueden informar decisiones pedagógicas en el momento (Qureshi et al., 2024).

En la última década, los avances en visión por computadora y aprendizaje profundo han posibilitado enfoques multimodales que combinan señales de postura, orientación facial y expresión para evaluar el compromiso estudiantil de manera más integral.

Qi et al. (2024) demostraron que los modelos de análisis multimodal superan en precisión a los métodos unimodales tradicionales al capturar simultáneamente componentes cognitivos y emocionales de la atención. Este tipo de evidencia refuerza la pertinencia del diseño AIDA-IA como un sistema capaz de integrar dimensiones visuales y perceptivas en la medición de la atención en tiempo real.

La combinación de modelos de visión artificial con variables comportamentales mejora la precisión del reconocimiento de patrones cognitivos en entornos naturales (Han et al., 2025). En particular, la integración de detección de objetos, estimación de pose corporal y análisis de mirada constituye un enfoque multimodal que refleja con mayor precisión los estados atencionales del estudiante (Zaletelj & Košir, 2017). Este tipo de abordaje ha inspirado la creación de sistemas híbridos que combinan datos generados por IA con instrumentos psicopedagógicos validados, fortaleciendo la triangulación entre evidencia objetiva y percepción subjetiva (Qureshi et al., 2024).

Este diseño se alinea con enfoques contemporáneos que entienden el compromiso escolar como un fenómeno multifacético, compuesto por dimensiones conductuales, emocionales y cognitivas (Fredricks et al., 2004). Esta visión holística ha sido recientemente respaldada por evidencia neurofisiológica y de realidad virtual que confirma la fuerte influencia de los estados emocionales en la modulación de la atención sostenida y el rendimiento cognitivo (Luo et al., 2025; Shen et al., 2024). Bajo esta perspectiva, la atención no se limita a la pasividad visual, sino que implica una agencia activa del estudiante en su proceso formativo, modulada por factores personales, pedagógicos y contextuales (Aspeé et al., 2018).

En el marco de esta investigación, los autores desarrollaron el sistema AIDA (***Artificial Intelligence for Dynamic Attention***), el cual evalúa la atención estudiantil desde tres dimensiones complementarias: el dinamismo percibido del estudiante, la autoevaluación atencional y la percepción del cambio en la metodología docente. Este instrumento fue validado por juicio de expertos y diseñado para aplicarse junto a un sistema de inteligencia artificial que analiza en tiempo real tres indicadores objetivos: postura sedente, movimiento de cabeza y dirección de la mirada. La integración de ambas herramientas permite obtener una medición mixta, objetiva y subjetiva, del nivel de atención durante las clases presenciales (Li & Liu, 2024).

Han et al. (2025) sostiene que la introducción de mecanismos de atención artificial dentro de arquitecturas como YOLOv8 mejora la precisión en la detección de comportamientos en aulas con múltiples estudiantes y condiciones visuales variables. Estas mejoras resultan pertinentes para contextos universitarios donde las posiciones corporales y las direcciones de mirada cambian constantemente, y donde los sistemas deben adaptarse sin intervenir en el desarrollo natural de la clase. En este sentido, la inteligencia artificial se plantea como un recurso pedagógico de apoyo que potencia, pero no reemplaza, la labor docente.

Finalmente, este estudio analiza el efecto del uso del sistema AIDA con inteligencia artificial en el nivel de atención de los estudiantes universitarios, analizado a través de sus tres dimensiones: dinamismo percibido, autoevaluación atencional y

percepción del cambio docente. La investigación establece que el impacto es más significativo en las dos primeras dimensiones al estar directamente vinculadas con la experiencia individual del estudiante, mientras que la tercera podría manifestar efectos indirectos mediados por la práctica pedagógica. Este enfoque constituye una innovación educativa no invasiva, contextualizada en el entorno universitario peruano, que combina la analítica visual con la autoevaluación psicopedagógica para comprender de manera integral el fenómeno de la atención en el aula.

Zhang et al. (2025) señala que los modelos recientes basados en inteligencia artificial, como las arquitecturas de detección visual YOLOv8, han permitido automatizar el reconocimiento de conductas estudiantiles mediante el análisis de video en tiempo real. Estas herramientas ofrecen ventajas frente a los métodos observacionales tradicionales, al reducir el sesgo humano y posibilitar un seguimiento continuo, no invasivo y multimodal. Su aplicación en educación permite obtener métricas objetivas sobre la atención, el movimiento y la interacción, lo que favorece la toma de decisiones pedagógicas basadas en datos (Han et al., 2025).

De manera complementaria, Huang et al. (2022) demostraron que el análisis de la postura humana mediante redes neuronales profundas permite identificar patrones de atención y fatiga en entornos educativos, aportando precisión en la detección de conductas no verbales asociadas al aprendizaje activo. Este enfoque se alinea con la tendencia de integrar visión por computadora con análisis pedagógico, fortaleciendo la validez ecológica de los modelos

Asimismo, Anh et al. (2019) desarrollaron una aplicación de visión computacional para monitorear comportamientos estudiantiles en el aula mediante reconocimiento facial y estimación de mirada, alcanzando una precisión superior al 90 %. Estos resultados respaldan la viabilidad de aplicar modelos de detección automatizada para analizar la atención en entornos reales de clase, en línea con los sistemas utilizados en esta investigación.

Finalmente, Khan et al. (2024) propusieron un enfoque basado en *Deep Face Profiler (DeFaP)*, que permite la comprensión no invasiva de expresiones faciales y trayectorias oculares en tiempo real, consolidando la relación entre reconocimiento facial, postura y evaluación cognitiva. Este tipo de métodos refuerza la posibilidad de captar indicadores multimodales de atención sin afectar la dinámica natural del aula.

La presente investigación se enmarca en ese contexto emergente de la inteligencia artificial aplicada a la educación, analizando el impacto de un sistema de detección automatizada del nivel de atención estudiantil en aulas universitarias, integrando las dimensiones de postura sedente, movimiento de cabeza y seguimiento ocular, en conjunto con la percepción de los propios estudiantes mediante el instrumento AIDA.

METODOLOGÍA

El estudio de la atención en contextos educativos requiere considerar tanto los procesos cognitivos individuales como las condiciones sociales, físicas y tecnológicas que los modulan (Fredricks et al., 2004b; Luo et al., 2025; Machado-Bagué et al., 2021) . Por ello, esta investigación adoptó un enfoque cuantitativo, cuasiexperimental y de corte transversal, orientado a evaluar el efecto del uso del sistema AIDA con inteligencia artificial sobre el nivel de atención de estudiantes universitarios durante clases presenciales.

Este diseño se alinea con enfoques contemporáneos que entienden el compromiso escolar como un fenómeno multifacético, compuesto por dimensiones conductuales, emocionales y cognitivas (Bhavani et al., 2025; Fredricks et al., 2004) . En coherencia, la metodología se organizó en dos componentes complementarios: (1) el desarrollo e integración de un sistema de inteligencia artificial para la detección automatizada de indicadores de atención, y (2) un diseño experimental educativo centrado en la aplicación de un instrumento psicopedagógico y la comparación entre grupos control y experimental.

Desarrollo del sistema AIDA-IA

Los avances recientes en visión por computadora han permitido el desarrollo de sistemas capaces de detectar en tiempo real comportamientos atencionales en entornos dinámicos como el aula. En particular, arquitecturas como YOLOv8 han demostrado alta precisión en la detección de posturas y movimientos humanos (Han et al., 2025). Siguiendo esta línea, el sistema AIDA-IA integró tres módulos técnicos (Ji et al., 2025) :

Detección de postura sedente, basada en la evidencia de que la postura corporal es un indicador clave del compromiso conductual y se correlaciona con la estabilidad atencional (Lucía Bernal Castro et al., 2017);

Seguimiento del movimiento de cabeza, adaptado del modelo OpenPose, para giros o desviaciones que indican distracción (Zaletelj & Košir, 2017);

La elección de estos indicadores se justifica porque, en ausencia de eye-tracking, la combinación de orientación cefálica y postura sedente permite inferir el foco atencional del estudiante con mayor precisión que el análisis de cada señal por separado. En entornos de aprendizaje en línea, la estimación de la pose cabeza mediante ángulos de Euler combinada con el análisis del área delimitada por el rostro ha demostrado alcanzar una precisión del 85.5% en la detección de estados atencionales (mAP en WiderFace), **funcionando eficientemente en tiempo real con cámaras convencionales y hardware de bajo costo** (Li & Liu, 2024) . Además, investigaciones multimodales que combinan electroencefalografía con análisis automático de rasgos visuales han validado que las señales posturales y faciales

pueden servir como proxies no invasivos del compromiso atencional, mostrando que los datos de pose cefálica y expresión facial correlacionan consistentemente con patrones cerebrales de atención en estudios de validación cruzada (Sukumaran y Manoharan, 2025) .

El sistema fue optimizado para funcionar en tiempo real con cámaras convencionales, respetando principios éticos de anonimización y no intervención (Lara-Jacho et al., 2020). Las alertas visuales se activaban cuando los promedios grupales de atención descendían por debajo de umbrales predefinidos, una estrategia validada en sistemas de detección de comportamiento automático para promover intervenciones pedagógicas oportunas (Han et al., 2025; Teresa Anguera et al., 2019) .

La arquitectura del sistema AIDA-IA se fundamenta en desarrollos recientes que integran visión por computadora e **Internet de las cosas (IoT)** en contextos educativos, permitiendo un monitoreo continuo y ético de la atención estudiantil.

El término IoT (Internet of Things) hace referencia a la interconexión de dispositivos físicos como cámaras, sensores y ordenadores que recopilan y comparten datos a través de redes digitales para generar retroalimentación en tiempo real.

En el ámbito educativo, esta integración posibilita que los sistemas de inteligencia artificial operen de manera autónoma durante la clase, sin interrumpir el proceso pedagógico.

Riad et al. (2024) implementaron un modelo similar basado en redes convolucionales y sensores inteligentes, destacando la importancia de la conectividad y la retroalimentación inmediata para mantener la participación en entornos reales de aula.

Diseño experimental educativo

El diseño experimental se aplicó en la Universidad Peruana Unión, sede Juliaca, durante el primer ciclo académico de 2025. La variable independiente fue el uso del sistema AIDA-IA (presente en el grupo experimental, ausente en el control). Las variables dependientes correspondieron a las tres dimensiones del instrumento AIDA: dinamismo percibido, autoevaluación atencional y percepción del cambio docente, además del indicador objetivo de atención grupal derivado del sistema IA.

Este enfoque responde a la necesidad de triangulación entre datos objetivos y subjetivos, un principio central en metodologías observacionales modernas (Teresa Anguera et al., 2019). La participación fue voluntaria y anónima, con consentimiento informado y aprobación del Comité de Ética institucional.

Integración tecnológica y psicopedagógica

La propuesta se enmarca en una visión ecológica de la tecnología educativa, en la que las TIC no se imponen, sino que se articulan con la práctica docente, el currículo y la cultura escolar (Teresa Anguera et al., 2019). El sistema AIDA-IA no reemplaza al docente, sino que le entrega información contextualizada para ajustar su estrategia en tiempo real, en línea con los principios de la teacher agency y la noticing (van Es & Sherin, 2021).

Esta integración responde a la necesidad de construir entornos educativos inteligentes que combinen analítica visual con autorreflexión, fortaleciendo la validez ecológica del monitoreo atencional (Anh et al., 2019; Qureshi et al., 2024; Zhang et al., 2025)

Población y muestra

La población estuvo conformada por **160 estudiantes** matriculados en el curso de *Capacidades Comunicativas* de la sede Juliaca de la **Universidad Peruana Unión**, durante la primera unidad académica del año 2025. Los participantes pertenecían a las carreras de **Ingeniería Civil**, **Ingeniería Ambiental** e **Ingeniería de Sistemas**, correspondientes al primer ciclo de estudios universitarios.

En cumplimiento de los principios éticos de confidencialidad y anonimato, **no se registró información de género**. Sin embargo, sí se obtuvo información sobre la edad, la cual **osciló entre 17 y 20 años**, con una **media de 18.4 años (DE = 0.9)**, lo que corresponde al rango típico de estudiantes recién ingresados a la educación superior. Este dato refuerza la homogeneidad etaria de la muestra y la pertinencia del grupo para analizar procesos atencionales en contextos de aprendizaje inicial universitario.

La muestra se determinó mediante un **muestreo no probabilístico por conveniencia**, tomando como base las secciones académicas existentes. Durante el proceso de recolección se registraron variaciones en la matrícula debido a traslados, ausentismo y no participación en el cuestionario AIDA, lo que redujo la cantidad efectiva de casos válidos analizados.

Para las **pruebas intergrupales Wilcoxon**, la muestra efectiva estuvo conformada por **89 estudiantes**, distribuidos por escuela profesional de la siguiente manera: Ingeniería Ambiental ($n = 26$), Ingeniería Civil ($n = 28$) e Ingeniería de Sistemas ($n = 35$). En el caso de las **pruebas intergrupales Mann–Whitney U**, se consideraron **60 participantes válidos**, distribuidos en Ambiental ($n = 17$), Civil ($n = 22$) y Sistemas ($n = 21$).

En los **análisis globales**, el equipo investigador, con la asesoría de un especialista estadístico, realizó un proceso de depuración y equiparación de casos para garantizar la validez de las comparaciones. De esta manera, las muestras finales fueron de **61 participantes** para Wilcoxon y **122 participantes** para Mann–Whitney U, respectivamente.

Estas variaciones son propias de investigaciones aplicadas en entornos reales de aula, donde la asistencia y la participación pueden fluctuar a lo largo del periodo académico. No obstante, las muestras obtenidas mantuvieron una **representatividad suficiente para analizar el efecto del sistema AIDA-IA sobre los niveles de atención estudiantil** en las tres carreras evaluadas.

Instrumentos

La evaluación de constructos cognitivos complejos, como la atención, requiere de enfoques multimodales para una evaluación integral. Investigaciones recientes señalan que, si bien las métricas observacionales (como el seguimiento ocular) son valiosas, tienen limitaciones para capturar la totalidad de los procesos cognitivos. En esa línea, y buscando una integración de datos cuantitativos y cualitativos, esta investigación empleó dos instrumentos complementarios:

El sistema automatizado AIDA-IA, basado en visión por computadora. El instrumento psicopedagógico AIDA (Artificial Intelligence for Dynamic Attention), diseñado por los autores y validado mediante juicio de expertos.

Los avances recientes en visión por computadora han permitido el desarrollo de sistemas capaces de detectar en tiempo real comportamientos atencionales en entornos dinámicos como el aula. En particular, arquitecturas como YOLOv8 han demostrado alta precisión en la detección de posturas y movimientos humanos (Han et al., 2025). De hecho, la aplicación de enfoques basados en video para el monitoreo en tiempo real, mediante el análisis de múltiples rasgos faciales y corporales, es considerado un método robusto para detectar la distracción y el *engagement* en entornos de aprendizaje (Wang et al., 2025). Siguiendo esta línea, el sistema AIDA-IA integró tres módulos técnicos:

Postura sedente, detectada mediante un modelo YOLOv8 adaptado a las condiciones lumínicas y espaciales del aula. Esta elección se basa en evidencia que vincula la postura corporal con el compromiso conductual y la estabilidad atencional (Lucía Bernal Castro et al., 2017). Movimiento de cabeza, calculado a partir de la estimación de puntos articulares obtenidos con OpenPose, lo que permite registrar giros o desviaciones asociadas a distracción (Zaletelj & Košir, 2017) Dirección de la mirada, determinada mediante el análisis de orientación facial con la biblioteca OpenFace, que estima la atención visual hacia el docente o el material de clase (Li & Liu, 2024). El sistema procesaba los datos en tiempo real y generaba una visualización continua del nivel de atención grupal. Cuando se detectaba una disminución colectiva, se emitía una alerta visual no intrusiva al docente, quien podía realizar intervenciones pedagógicas inmediatas (Qureshi et al., 2024) . El diseño fue no invasivo, utilizó cámaras convencionales y respetó principios éticos de anonimización y confidencialidad, en coherencia con buenas prácticas en investigación educativa con IA (Moreno Padilla, 2019).

Instrumento psicopedagógico AIDA Se desarrolló y validó el cuestionario AIDA (Artificial Intelligence for Dynamic Attention) con el propósito de evaluar la atención estudiantil desde una perspectiva multidimensional. El instrumento consta de 15 ítems distribuidos en tres dimensiones teóricamente fundamentadas:

Dinamismo percibido del estudiante (5 ítems), Autoevaluación atencional (5 ítems), Percepción del cambio docente (5 ítems). Cada ítem se respondió en una escala Likert de cinco puntos (1 = totalmente en desacuerdo; 5 = totalmente de acuerdo). Entre los ítems se incluyeron afirmaciones como: “El profesor mantuvo mi interés durante un periodo de tiempo (20–30 minutos)”, “El docente modifica su metodología ante pérdida de atención de la clase” o “Mantengo una postura física adecuada que favorece mi atención durante la clase”.

Aunque el cuestionario fue aplicado por primera vez en esta investigación, su contenido se alinea con constructos validados en la literatura:

La dimensión de autoevaluación atencional refleja la autorregulación cognitiva, un predictor clave del rendimiento académico (Cid-Sillero et al., 2020) . La dimensión de percepción del cambio docente se vincula con la credibilidad y adaptabilidad pedagógica, factores que influyen directamente en el compromiso emocional y conductual (Froment et al., 2021). El instrumento fue revisado por especialistas en educación y tecnología aplicada, quienes confirmaron su coherencia conceptual y adecuación al contexto universitario. Durante su aplicación, no se reportaron dificultades de comprensión, lo que sugiere una validez de contenido aceptable y una fiabilidad práctica promisorio.

Integración tecnológica y psicopedagógica La combinación de modelos de visión artificial con variables comportamentales mejora la precisión del reconocimiento de patrones cognitivos en entornos naturales (Han et al., 2025). En coherencia con esta evidencia, el sistema AIDA-IA y el instrumento AIDA fueron diseñados para funcionar de manera articulada: los datos visuales obtenidos por la inteligencia artificial se interpretaron a la luz de las percepciones reportadas por los estudiantes.

Este enfoque multimodal e interdisciplinario fortalece la validez ecológica del estudio, al captar tanto los aspectos observables (postura, mirada, movimiento) como los autorreferenciales (percepción subjetiva de atención y dinamismo). Además, se alinea con enfoques contemporáneos que defienden la triangulación metodológica en contextos educativos complejos (Teresa Anguera et al., 2019).

IMPLEMENTACION

Figura 1: Diseño de ingeniería de sistema de atención.



Implementación Práctica y Interfaz del Sistema

Para garantizar la viabilidad y la aceptación por parte del docente, el sistema AIDA-IA fue diseñado con una interfaz de usuario intuitiva y no intrusiva. La implementación práctica se llevó a cabo en el aula durante las sesiones presenciales, utilizando cámaras convencionales instaladas en el techo o en la pared frontal.

El sistema procesa los datos en tiempo real y genera dos tipos de salidas visuales:

Dashboard para el Docente:

Una plataforma web accesible desde cualquier dispositivo, que muestra métricas clave como el nivel promedio de atención de la clase, el número de alertas generadas y los detalles de la clase en curso (curso, escuela, aula, horario). Esta

interfaz permite al docente monitorear la dinámica de la clase sin necesidad de interpretar datos técnicos complejos.

Visualización en Tiempo Real sobre el Video:

Superpuesta sobre la transmisión de video de la cámara, el sistema etiqueta a cada estudiante con su nivel de atención estimado (bajo, medio, alto), junto con los porcentajes de postura sedente y orientación de cabeza. Este análisis se realiza mediante la arquitectura YOLOv8 y modelos de estimación de pose, como se describe en la sección anterior.

En el Grafico 1 se muestra la interfaz completa del dashboard durante una sesión de clase. Se observa cómo el sistema presenta un resumen general (total de clases, promedio de atención, alertas) y un gráfico de línea que refleja el nivel de atención en tiempo real, permitiendo al docente identificar momentos de baja concentración.

Ver **Gráfico 1**.

La Figura 2. Visualización en Tiempo Real de la Atención Estudiantil sobre el Video de la Cámara



Ilustra la visualización en tiempo real sobre el video de la cámara. Cada estudiante es identificado con un recuadro y etiquetas de texto que indican su estado de atención basado en los tres indicadores: postura sedente, dirección de la mirada y movimiento de cabeza. Los colores (verde, amarillo, rojo) proporcionan una codificación rápida del nivel de atención, facilitando la toma de decisiones pedagógicas inmediatas.

Finalmente, la Figura 3. Notificación generada por el sistema operativo en el equipo del docente.



muestra un ejemplo de la funcionalidad de alerta. Cuando el nivel de atención promedio de la clase cae por debajo de un umbral predefinido (por ejemplo, 42%), el sistema activa una alerta visual (un icono de advertencia) y muestra una recomendación textual ("Nivel de atención bajo detectado"). Esta retroalimentación inmediata y contextualizada es el núcleo del enfoque pedagógico del sistema, ya que busca empoderar al docente para ajustar su estrategia en el momento preciso.

RESULTS AND DISCUSSION

RESULTADOS

Durante el proceso experimental se recolectaron los datos del cuestionario AIDA y los registros automáticos del sistema AIDA-IA. Los análisis estadísticos se realizaron mediante pruebas no paramétricas: Wilcoxon signed-rank para comparaciones intragrupo (pre y post) y Mann–Whitney U para comparaciones intergrupo (experimental y control), con un nivel de significancia de $\alpha = .05$.

Resultados intragrupo (Wilcoxon signed-rank).

En la Escuela de Ingeniería Ambiental ($n = 26$), se observaron diferencias significativas entre el pretest y el posttest en dos dimensiones del instrumento AIDA: dinamismo percibido y autoevaluación atencional. En ambos casos, los resultados

sugieren una mejora posterior a la intervención con el sistema AIDA-IA, mientras que el puntaje total mostró solo una tendencia no significativa (véase Tabla 1).

En la Escuela de Ingeniería Civil ($n = 28$) y en Ingeniería de Sistemas ($n = 35$), no se evidenciaron cambios estadísticamente significativos entre las mediciones pre y post. Los puntajes mantuvieron una estabilidad relativa, lo que podría indicar una menor sensibilidad del sistema a las condiciones pedagógicas de estos entornos específicos o una mayor homogeneidad en los niveles iniciales de atención.

El gráfico 2 ilustra el nivel promedio de atención estimado por el sistema AIDA-IA durante una sesión de 90 minutos con estudiantes de Ingeniería Civil. Se observan fluctuaciones naturales del nivel atencional, con picos durante actividades participativas y descensos durante exposiciones magistrales. Estos registros complementan los datos del cuestionario AIDA y proporcionan una visión dinámica del comportamiento grupal.

Ver **Gráfico 2**.

Resultados intergrupales (Mann–Whitney U).

En la comparación entre grupos (experimental con uso del sistema AIDA-IA y control sin intervención tecnológica), los resultados muestran diferencias significativas únicamente en la Escuela de Ingeniería Ambiental, particularmente en la dimensión de autoevaluación atencional. En esta carrera, los estudiantes del grupo experimental reportaron una percepción más favorable de su nivel de atención tras la intervención (véase Tabla 2).

En Ingeniería Civil y en Ingeniería de Sistemas no se hallaron diferencias significativas entre los grupos, lo que sugiere que la efectividad del sistema AIDA-IA podría depender de factores contextuales como el estilo docente, la modalidad de interacción o la estructura de la clase.

Resultados generales

Tras la depuración y equiparación de datos ($n = 61$ para Wilcoxon y $n = 122$ para Mann–Whitney U), los análisis globales no mostraron diferencias significativas en ninguna de las dimensiones evaluadas. En ambos casos, los valores obtenidos sugieren una tendencia a la estabilidad entre el pretest y el posttest, sin cambios estadísticamente relevantes en la atención percibida a nivel general (véanse Tablas 3 y 4).

Síntesis de hallazgos

En conjunto, los resultados muestran que:

- En el análisis intragrupo, **solo en Ingeniería Ambiental** se identificaron mejoras significativas en dinamismo percibido y autoevaluación atencional.

- En el análisis intergrupar, las diferencias significativas también se concentraron en **la dimensión de autoevaluación atencional** de la misma carrera.
- En los análisis globales, **no se encontraron diferencias significativas** entre grupos ni entre momentos de medición.

Estos resultados sugieren que el uso del sistema AIDA-IA podría estar **asociado con mejoras puntuales en la percepción atencional** de los estudiantes de Ingeniería Ambiental, aunque no se evidencian efectos generalizados en el conjunto de la muestra. Los hallazgos cuantitativos ofrecen una base sólida para la interpretación pedagógica que se desarrolla en la sección de Discusión.

Tablas y Graficos

En la Tabla 1 tenemos los resultados de la prueba Wilcoxon signed-rank por escuela (pre vs. post): estadísticos W, z, p y r_{rb} por dimensión y total.

Ver **Tabla 1**.

En la Tabla 2 tenemos los resultados de la prueba Mann–Whitney U por escuela (comparación post: experimental vs control): U, p y r_{rb} por dimensión y total.

Ver **Tabla 2**.

En la Tabla 3 tenemos los resultados Wilcoxon general (n = 61): W, z, p, r_{rb}.

Ver **Tabla 3**.

En la Tabla 4 tenemos los resultados de la prueba Mann–Whitney U general (N = 122)

Ver **Tabla 4**.

En el Gráfico 3 se representa la Distribución de puntajes pre-test y post-test en el grupo experimental de Ingeniería Ambiental.

Ver **Gráfico 3**.

En el Gráfico 4 se representa el cambio de mediana (Post – Pre) por dimensión en Ingeniería Ambiental.

Ver **Gráfico 4**.

En el Gráfico 5 se representa la Distribución de puntajes pre-test y post-test en Ingeniería Civil.

Ver **Gráfico 5**.

En el Gráfico 6 se representa el Cambio de mediana (Post – Pre) Civil.

Ver **Gráfico 6**.

En el Gráfico 7 se representa la Distribución de puntajes pre-test y post-test Sistemas.

Ver **Gráfico 7**.

En el Gráfico 8 se representa el Cambio de mediana (Post – Pre) en Ingeniería de Sistemas.

Ver **Gráfico 8**.

Comparación entre el grupo experimental y control (Post-test) Gráficos

En el Gráfico 9 se representa la Distribución de puntajes post-test del grupo experimental y control en Ingeniería Ambiental.

Ver **Gráfico 9**.

En el Gráfico 10 se representa el Tamaño del efecto (r_{rb}) entre grupos en Ingeniería Ambiental.

Ver **Gráfico 10**.

En el Gráfico 11 se representa la Distribución de puntajes post-test en Ingeniería Civil.

Ver **Gráfico 11**.

En el Gráfico 12 se representa el tamaño del efecto estimado mediante r_{rb} para cada dimensión de civil.

Ver **Gráfico 12**.

En el Gráfico 13 se representa la Comparación entre grupo experimental y control Sistemas.

Ver **Gráfico 13.**

En el Gráfico 14 se representa el Tamaño del efecto (r_{rb}) en Ingeniería de sistemas.

Ver **Gráfico 14.**

Gráficos generales:

En el Gráfico 15 se representa la Distribución de puntajes wilcoxon pre-test y post-test general.

Ver **Gráfico 15.**

En el Gráfico 16 se representa el Cambio de mediana wilcoxon pre-test, post-test general.

Ver **Gráfico 16.**

En el Gráfico 17 se representa la Distribución de puntajes pre-test y post-test(wilcoxon) general por Escuela.

Ver **Gráfico 17.**

En el Gráfico 18 se representa el Cambio de mediana pre-test, post-test (wilcoxon) general por escuela.

Ver **Gráfico 18.**

En el Gráfico 19 se representa la Distribución de puntajes Mann-whitney pre-test y post-test general.

Ver **Gráfico 19.**

En el Gráfico 20 se representa el Cambio de mediana pre-test, post-test (wilcoxon general por escuela.

Ver **Gráfico 20**.

En el Gráfico 21 se representa la Distribución de puntajes Mann-whitney pre-test y post-test por escuela.

Ver **Gráfico 21**.

DISCUSIÓN

Los resultados sugieren que la implementación de un sistema de inteligencia artificial (IA) orientado al monitoreo de la atención estudiantil se asoció con mejoras puntuales en determinadas dimensiones del instrumento AIDA, especialmente en la autoevaluación atencional (D3) y en el dinamismo percibido del docente (D2). Estas mejoras fueron estadísticamente significativas en la escuela de Ingeniería Ambiental, con valores de $p < .05$ en la prueba de Wilcoxon y tamaños de efecto moderados a grandes ($r_{rb} = .52-.58$), lo que sugiere un impacto potencialmente sustantivo de la intervención y no solo un cambio marginal.

Estos hallazgos se articulan con los resultados de Lu & Cutumisu (2022), quienes evidenciaron que la atención y el compromiso autorregulado actúan como mediadores entre la participación y el rendimiento académico. En consecuencia, los incrementos observados en las dimensiones de dinamismo docente y autoevaluación atencional sugieren que el sistema AIDA-IA no solo facilita la observación del comportamiento atencional, sino que también fomenta una participación cognitiva más sostenida.

De manera complementaria, Trabelsi et al. (2023) desarrollaron un sistema de detección atencional basado en YOLOv5, demostrando la viabilidad de utilizar arquitecturas ligeras de visión artificial para el monitoreo en tiempo real de conductas estudiantiles. Al igual que en dicho estudio, el sistema AIDA-IA implementado en esta investigación privilegió un enfoque no invasivo y ético, centrado en la mejora del proceso pedagógico más que en el control del comportamiento.

De acuerdo con (Han et al., 2025), los sistemas basados en modelos de detección visual como YOLOv8 permiten capturar de forma automática y en tiempo real patrones de comportamiento y atención en el aula, posibilitando intervenciones pedagógicas inmediatas. Esta evidencia empírica apoya el principio de que la IA educativa no solo debe recopilar datos, sino integrarse en procesos de retroalimentación formativa que mejoren la dinámica de clase. En nuestro caso, la retroalimentación visual y las alertas en tiempo real pudo haber servido como insumo para que el docente ajustara su metodología, lo que podría haber favorecido la mejora observada en las dimensiones D2 y D3.

Desde un punto de vista estadístico, el uso combinado de las pruebas **Wilcoxon** (para comparaciones intra-grupo) y **Mann–Whitney U** (para contrastes inter-grupo) permitió analizar los efectos de la intervención sin asumir normalidad en las distribuciones de los datos, lo cual fue adecuado dada la naturaleza ordinal de las escalas Likert empleadas. Los tamaños de efecto, calculados mediante **r_{rb}** y **Cohen's d**, complementaron la interpretación de la significancia, indicando que en los casos de Ingeniería Ambiental el impacto fue moderado, mientras que en Civil y Sistemas resultó leve. Esto respalda las recomendaciones metodológicas de (Fritz et al., 2012) , quienes subrayan la importancia de reportar tamaños de efecto junto con la significancia para evaluar la magnitud real de los cambios educativos.

Pedagógicamente, los resultados coinciden con lo expuesto por (Black & Wiliam, 1998) , quienes proponen que la retroalimentación formativa inmediata fortalece la autorregulación tanto docente como estudiantil. En nuestro estudio, el sistema IA–docente funcionó precisamente bajo este principio, permitiendo ajustes en tiempo real que favorecieron la interacción y el dinamismo de la clase. Del mismo modo, (Marquez-Carpintero et al., 2023) reportaron que las tecnologías emergentes que proveen feedback inmediato mejoran la participación y reducen la distracción en entornos universitarios, en concordancia con nuestros resultados globales.

Reconocemos, sin embargo, limitaciones relevantes. La muestra efectiva se redujo debido a la variabilidad en la asistencia estudiantil y cambios de matrícula, lo cual podría haber afectado la potencia estadística de algunas pruebas, particularmente en Ingeniería Civil y Sistemas. Además, el instrumento AIDA evalúa percepciones autorreportadas, susceptibles a sesgos subjetivos, y la duración de la intervención (dos meses) limita la inferencia sobre la sostenibilidad de los efectos. Finalmente, las condiciones técnicas (iluminación, disposición del aula) pudieron influir en la precisión del sistema, tal como advierten (Han et al., 2025) respecto a los desafíos de detección visual en entornos no controlados.

En conjunto, estos hallazgos son consistentes con la hipótesis de que la integración de sistemas de inteligencia artificial con estrategias pedagógicas adaptativas podría potenciar la atención sostenida y la participación en contextos universitarios reales. La evidencia estadística obtenida, junto con la coherencia teórica y empírica con investigaciones previas, sugiere que la IA puede actuar como un mediador pedagógico eficaz, favoreciendo un aprendizaje más dinámico, reflexivo y basado en datos.

CONCLUSIÓN

En esta investigación implementamos y evaluamos un sistema de apoyo al docente orientado a favorecer la atención sostenida en el aula universitaria. A partir de su aplicación, los resultados sugieren mejoras puntuales en la participación y en la autorregulación atencional del grupo experimental, lo que evidencia que la atención puede ser estimulada cuando el estudiante se involucra activamente en la dinámica de la clase y reflexiona sobre su propio proceso atencional.

El sistema se consolidó no solo como un medio de registro y seguimiento, sino como **un recurso que facilitó el ajuste pedagógico durante el desarrollo de la sesión**, promoviendo clases más dinámicas, participativas y adaptadas a las necesidades del grupo. De este modo, **estos hallazgos aportan evidencia preliminar sobre la utilidad de integrar mecanismos de retroalimentación inmediata en el aula**, destacando su potencial para fortalecer la calidad de la experiencia educativa.

Consideramos relevante que futuros estudios **exploren la aplicación de este sistema en otros contextos académicos o modalidades de enseñanza**, así como su integración con herramientas tecnológicas complementarias que permitan profundizar en la comprensión del proceso atencional en entornos reales de aprendizaje.

REFERENCIAS

- Anh, B. N., Son, N. T., Lam, P. T., Chi, L. P., Tuan, N. H., Dat, N. C., Trung, N. H., Aftab, M. U., & Dinh, T. Van. (2019). A Computer-vision based application for student behavior monitoring in classroom. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(22). <https://doi.org/10.3390/APP9224729>
- Aspeé, J. E., González, J. A., & Cavieres-Fernández, E. A. (2018). Student engagement in higher education as a complex agency. *Formacion Universitaria*, 11(4), 95–108. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062018000400095>
- Bhavani, B. D., Shetty, R., & D M, M. (2025). Enhancing Student Engagement and Personalized Learning through AI Tools: A Comprehensive Review. *Computer Science & Engineering: An International Journal*, 15(1), 111–119. <https://doi.org/10.5121/CSEIJ.2025.15113>
- Black, P., & Wiliam, D. (1998). Assessment and classroom learning. *International Journal of Phytoremediation*, 21(1), 7–74. <https://doi.org/10.1080/0969595980050102>
- Cid-Sillero, S., Pascual-Sagastizabal, E., & Martinez-de-Morentin, J. I. (2020). Influence of self-esteem and attention on the academic performance of ESO and FPB students. *Revista de Psicodidactica*, 25(1), 59–67. <https://doi.org/10.1016/j.psicod.2019.06.001>

- Fernández, C. C., Cortés, C. M. A. C., & Morueta, R. T. (2018). Understanding the improvement of the engagement of students of educational compensation. *Revista Unav*, 35, 473–498. <https://doi.org/10.15581/004.34.473-498>
- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C., & Paris, A. H. (2004). *School Engagement: Potential of the Concept, State of the Evidence* (Vol. 74, Issue 1).
- Fritz, C. O., Morris, P. E., & Richler, J. J. (2012). Effect size estimates: Current use, calculations, and interpretation. *Journal of Experimental Psychology: General*, 141(1), 2–18. <https://doi.org/10.1037/A0024338>
- Froment, F., Bohórquez, M. R., & García González, A. J. (2021). The impact of teacher credibility and student motivation on teaching evaluations. *Revista Española de Pedagogía*, 79(280), 413–435. <https://doi.org/10.22550/REP79-3-2021-03>
- Han, L., Ma, X., Dai, M., & Bai, L. (2025). A WAD-YOLOv8-based method for classroom student behavior detection. *Scientific Reports* 2025 15:1, 15(1), 1–15. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-87661-w>
- Huang, Y. M., Cheng, A. Y., & Wu, T. T. (2022). Analysis of Learning Behavior of Human Posture Recognition in Maker Education. *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/FPSYG.2022.868487>
- Ji, Y., Jin, Y., Wang, Z., & Tan, S. (2025). EPLC-Pose: A Lightweight Student Posture Recognition Network Under Panoramic Classroom. *IEEE Access*, 13, 86799–86811. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3570792>
- Khan, W., Topham, L., Alsmadi, H., Al Kafri, A., & Kolivand, H. (2024). Deep face profiler (DeFaP): Towards explicit, non-restrained, non-invasive, facial and gaze comprehension. *Expert Systems with Applications*, 254. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2024.124425>
- Lara-Jacho, S. B., Albarracín-Zambrano, L. O., & Ponce-Ruiz, D. V. (2020). Prototipo de reconocimiento facial para mejorar el control de asistencia de estudiantes en UNIANDES, Quevedo. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 5(2), 60. <https://doi.org/10.35381/r.k.v5i2.876>
- Li, B., & Liu, P. (2024). Online Learning State Evaluation Method Based on Face Detection and Head Pose Estimation. *Sensors*, 24(5), 1365. <https://doi.org/10.3390/s24051365>
- Lu, C., & Cutumisu, M. (2022). Online engagement and performance on formative assessments mediate the relationship between attendance and course performance. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1). <https://doi.org/10.1186/S41239-021-00307-5>
- Lucía Bernal Castro, M., Rincón Becerra, O., Ricardo Zea Forero, C., & Vanesa Durán Cortés, L. (2017). *Método para la categorización de posturas en el aula de clase*. <https://doi.org/10.17151/hpsal.2018.23.1.3>
- Luo, J., Zheng, C., Yin, J., & Teo, H. H. (2025). Design and assessment of AI-based learning tools in higher education: a systematic review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22(1). <https://doi.org/10.1186/S41239-025-00540-2>

- Machado-Bagué, M., María Márquez-Valdés, A., & Acosta-Bandomo, R. U. (n.d.). *Consideraciones teóricas sobre la concentración de la atención en educandos* *Theoretical Considerations on the Concentration of Attention in Students*.
- Marquez-Carpintero, L., Pina-Navarro, M., Suescun-Ferrandiz, S., Escalona, F., Gomez-Donoso, F., Roig-Vila, R., & Cazorla, M. (2023). Artificial Intelligence-based System for Detecting Attention Levels in Students. *Journal of Visualized Experiments*, 2023(202). <https://doi.org/10.3791/65931>
- Moreno Padilla, R. D. (2019). La llegada de la inteligencia artificial a la educación. *Revista de Investigación En Tecnologías de La Información*, 7(14), 260–270. <https://doi.org/10.36825/riti.07.14.022>
- Qi, Y., Zhuang, L., Chen, H., Han, X., & Liang, A. (2024). Evaluation of Students' Learning Engagement in Online Classes Based on Multimodal Vision Perspective. *Electronics (Switzerland)*, 13(1). <https://doi.org/10.3390/ELECTRONICS13010149>
- Qureshi, F. M. ; H. ;, Šola, H. M., Qureshi, F. H., & Khawaja, S. (2024). Citation: Šola, H AI Eye-Tracking Technology: A New Era in Managing Cognitive Loads for Online Learners. *Education Sciences*, 14, 1–25. <https://doi.org/10.3390/educsci14090933>
- Riad, M., Qbadou, M., & Aoula, E. S. (2024). Learner's attention detection in connected smart classroom using internet of things and convolutional neural networks. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 14(3), 3455–3466. <https://doi.org/10.11591/IJECE.V14I3.PP3455-3466>
- Shen, Y., Zheng, H., Li, Y., & Tian, X. (2024). Understanding emotional influences on sustained attention: a study using virtual reality and neurophysiological monitoring. *Frontiers in Human Neuroscience*, 18, 1467403. <https://doi.org/10.3389/FNHUM.2024.1467403/BIBTEX>
- Sukumaran, A., & Manoharan, A. (2025). Student Engagement Recognition: Comprehensive Analysis through EEG and Verification by Image Traits using Deep Learning Techniques. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3526187>
- Teresa Anguera, M., Blanco-Villaseñor, A., Luis Losada, J., & Sánchez-Algarra, P. (2019). Integración de elementos cualitativos y cuantitativos en metodología observacional. *Ámbitos Revista Internacional de Comunicación*. <https://doi.org/10.12795/Ambitos.2019.i49.04>
- Trabelsi, Z., Alnajjar, F., Parambil, M. M. A., Gochoo, M., & Ali, L. (2023). Real-Time Attention Monitoring System for Classroom: A Deep Learning Approach for Student's Behavior Recognition. *Big Data and Cognitive Computing*, 7(1). <https://doi.org/10.3390/BDCC7010048>
- van Es, E. A., & Sherin, M. G. (2021). Expanding on prior conceptualizations of teacher noticing. *ZDM - Mathematics Education*, 53(1), 17–27. <https://doi.org/10.1007/s11858-020-01211-4>
- Wang, J., Yuan, S., Lu, T., Zhao, H., & Zhao, Y. (2025). Video-based real-time monitoring of engagement in E-learning using MediaPipe through multi-feature

- analysis. *Expert Systems with Applications*, 288.
<https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2025.128239>
- Zaletelj, J., & Košir, A. (2017). Predicting students' attention in the classroom from Kinect facial and body features. *EURASIP Journal on Image and Video Processing 2017* 2017:1, 2017(1), 1–12. <https://doi.org/10.1186/S13640-017-0228-8>
- Zhang, J., Guo, L., & Wang, X. (2025). Student Classroom Behavior Recognition Based on YOLOv8 and Attention Mechanism. *Information 2025*, Vol. 16, Page 934, 16(11), 934. <https://doi.org/10.3390/INFO16110934>

TABLES AND FIGURES

Grafico 1. Interfaz del Dashboard del Sistema AIDA-IA para el Docente

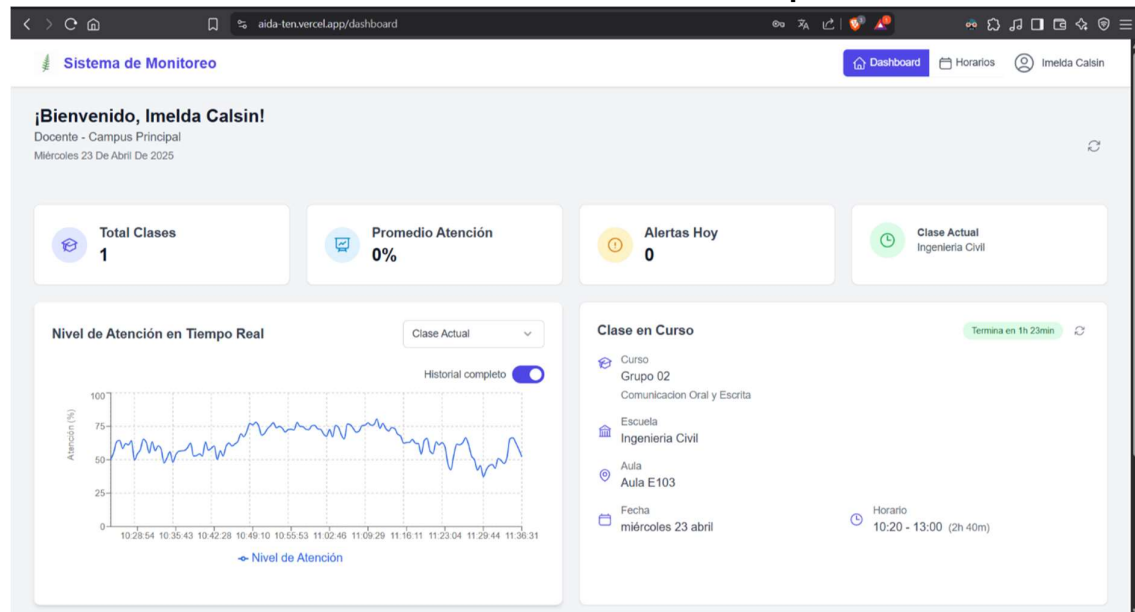


Gráfico 2. Ejemplo de Datos Objetivos del Sistema AIDA-IA Durante una Sesión de Clase.

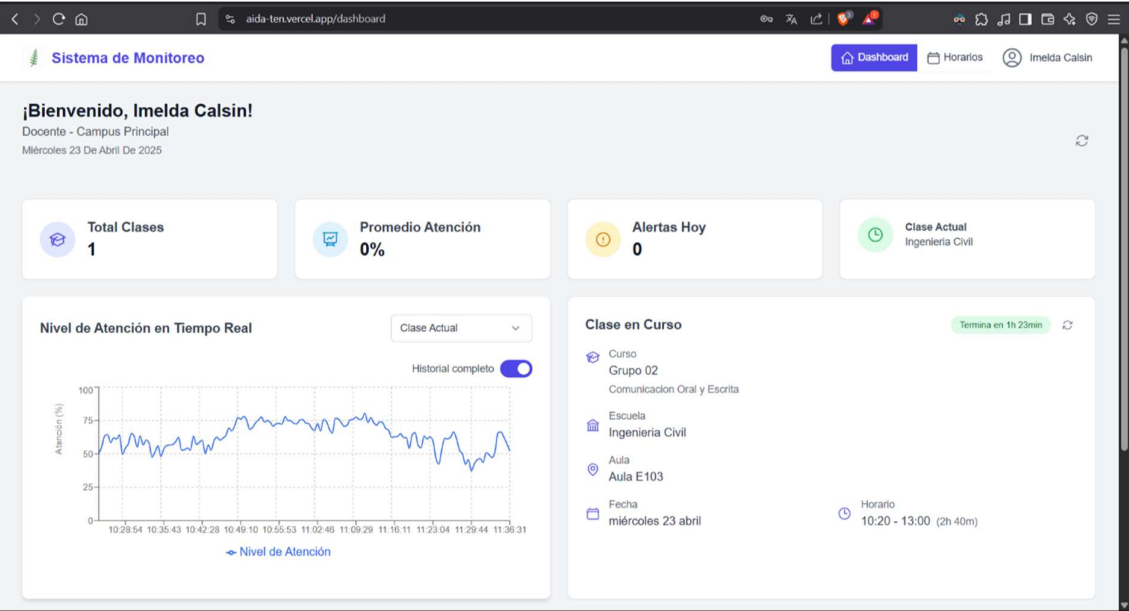


Gráfico 3: Distribución de puntajes pre-test y post-test en el grupo experimental de Ingeniería Ambiental.

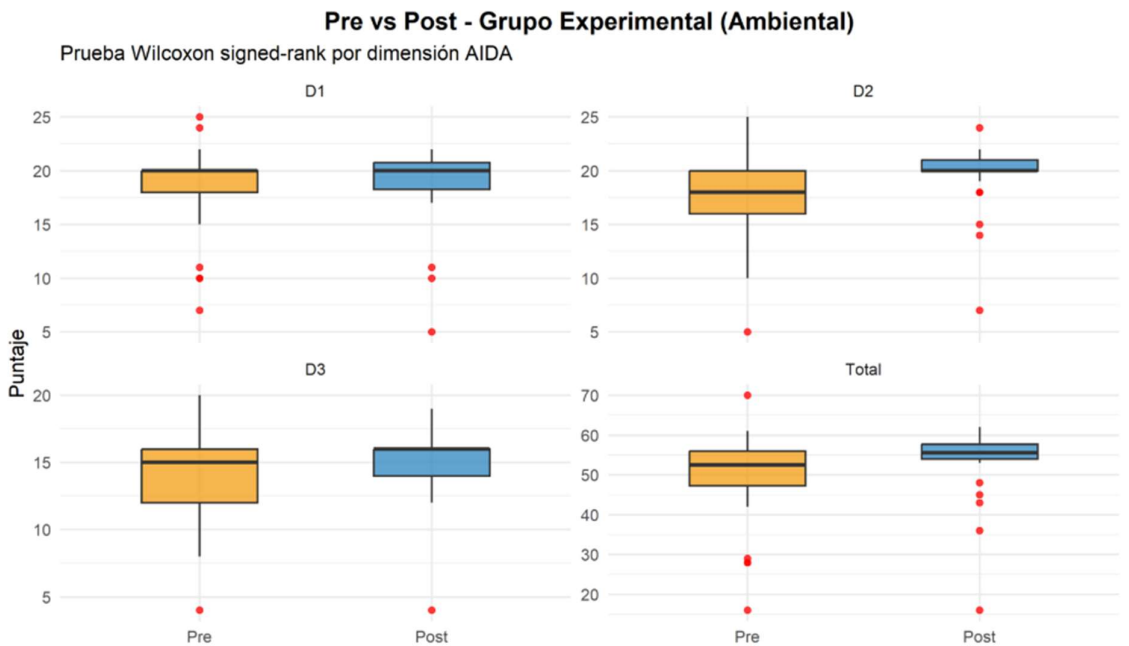


Gráfico 4. Cambio de mediana (Post – Pre) por dimensión en Ingeniería Ambiental.

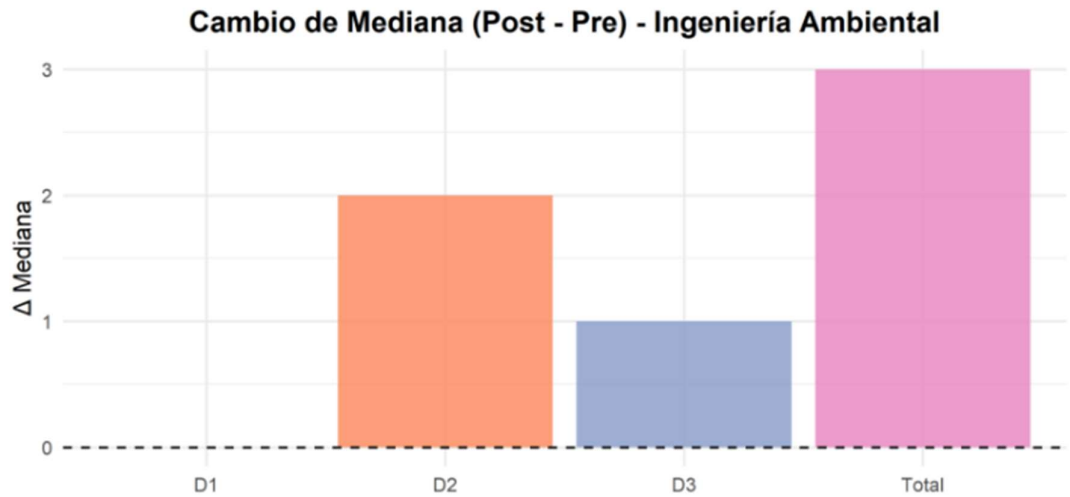


Gráfico 5. Distribución de puntajes pre-test y post-test en Ingeniería Civil.

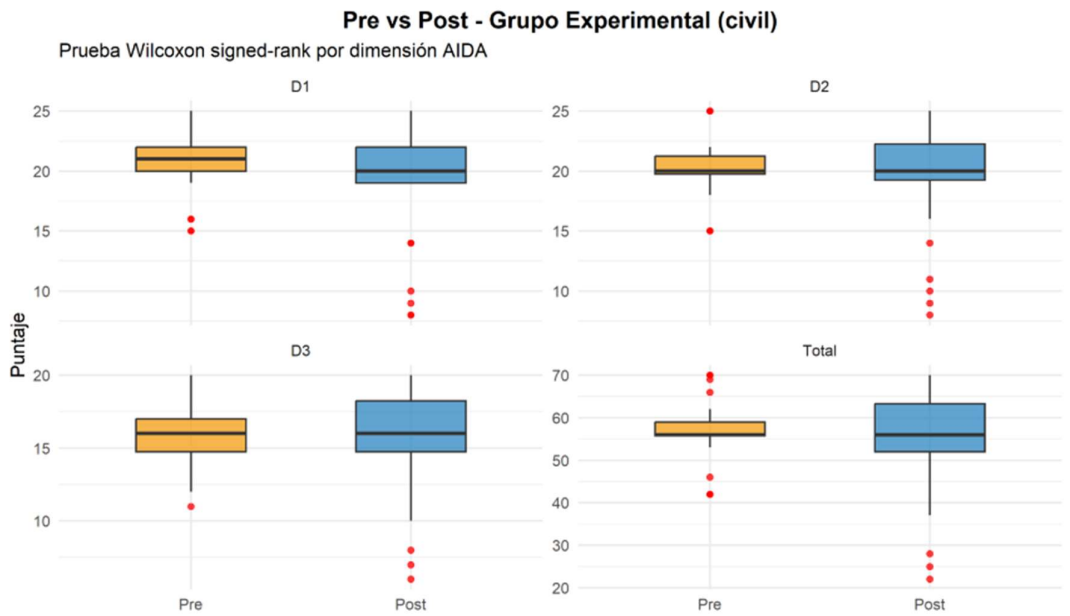


Grafico 6. Cambio de mediana (Post – Pre) Civil

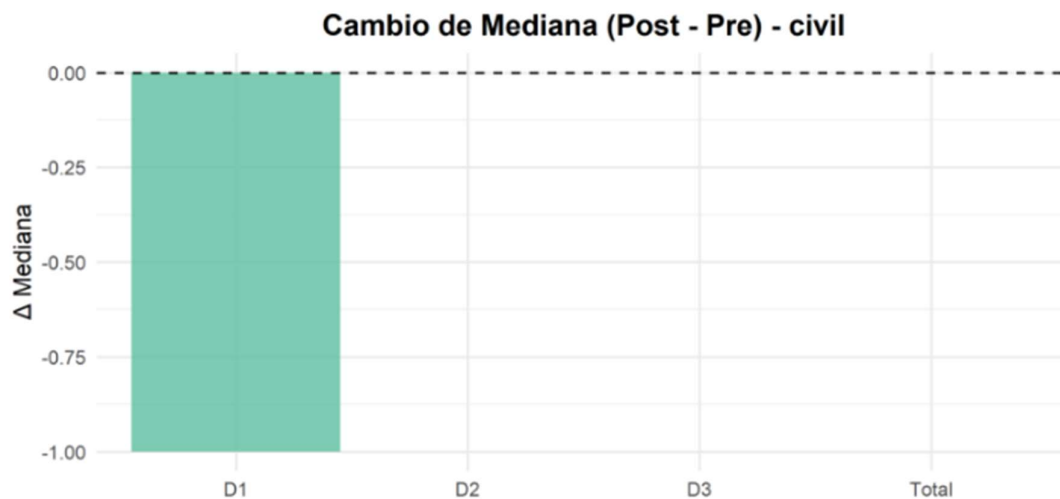


Gráfico 7. Distribución de puntajes pre-test y post-test Sistemas

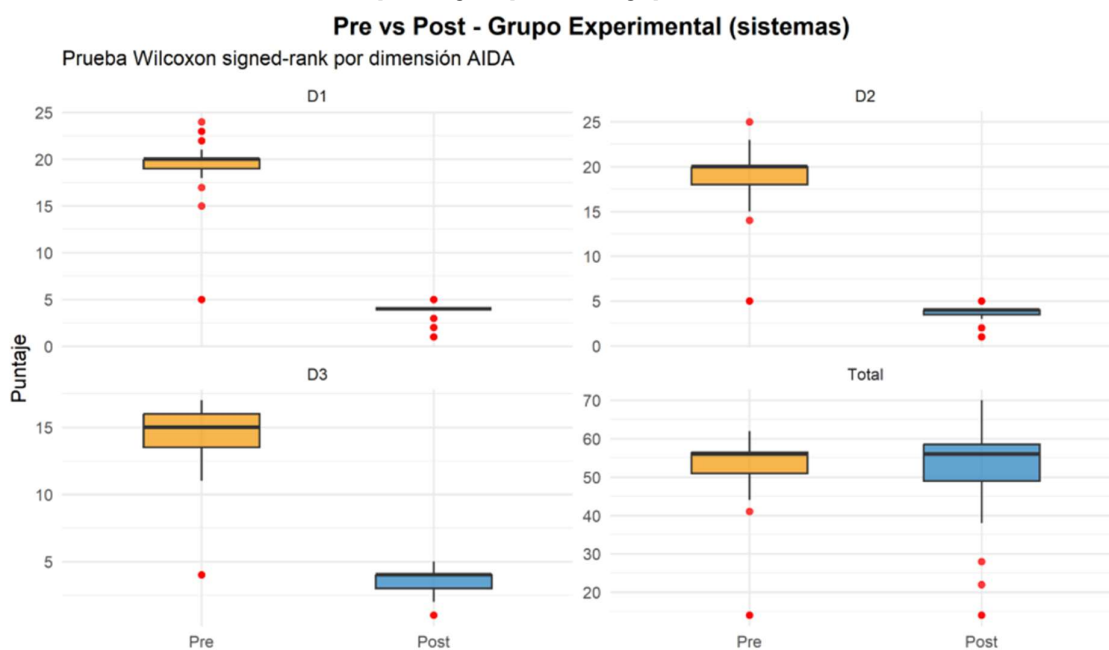


Grafico 8. Cambio de mediana (Post – Pre) en Ingeniería de Sistemas.

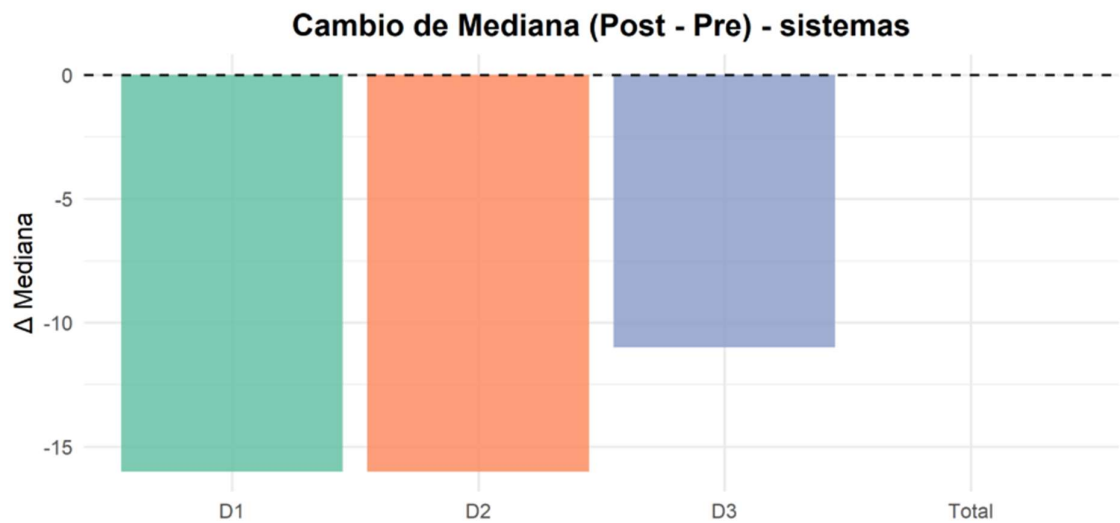


Gráfico 9. Distribución de puntajes post-test del grupo experimental y control en Ingeniería Ambiental.

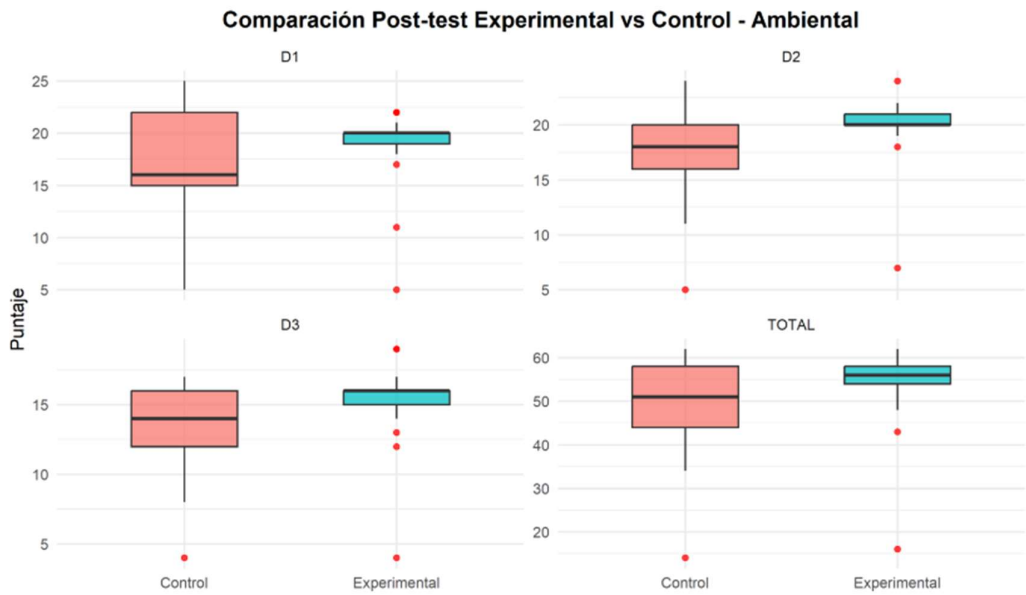


Grafico 10. Tamaño del efecto (r_{rb}) entre grupos en Ingeniería Ambiental.

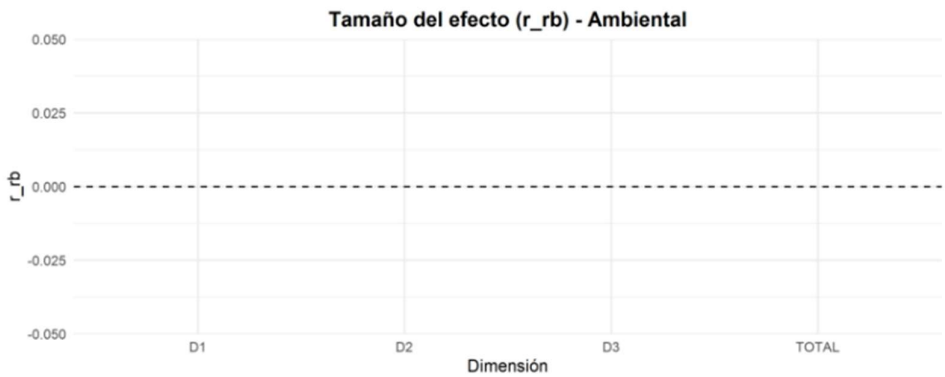


Grafico 11. Distribución de puntajes post-test en Ingeniería Civil.

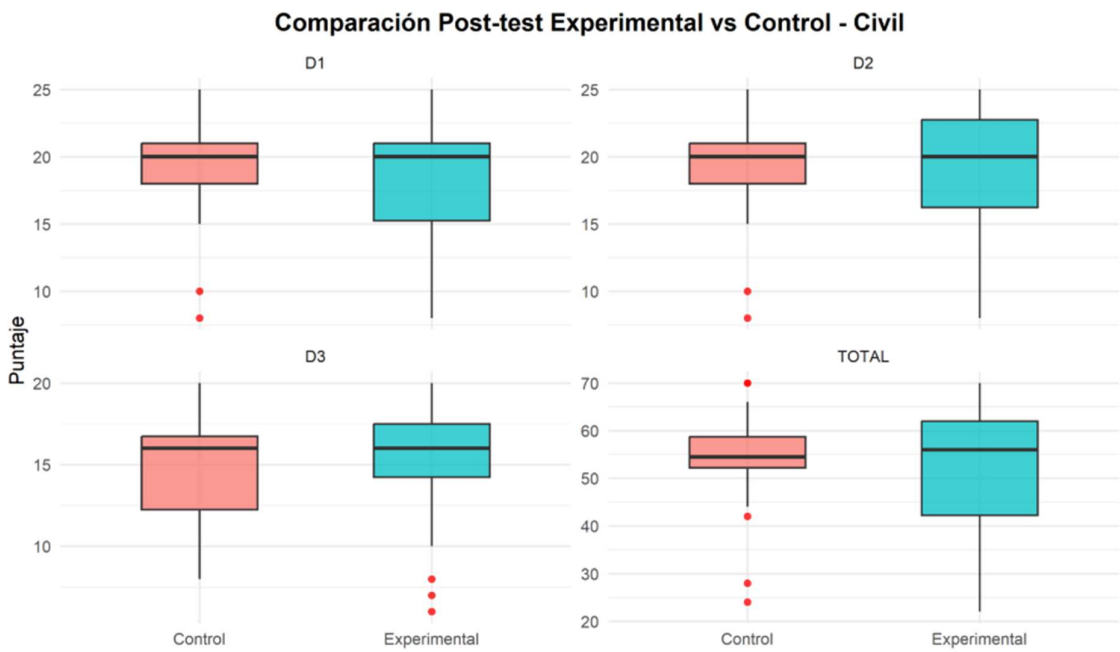


Gráfico 12. presenta el tamaño del efecto estimado mediante r_{rb} para cada dimensión de civil.

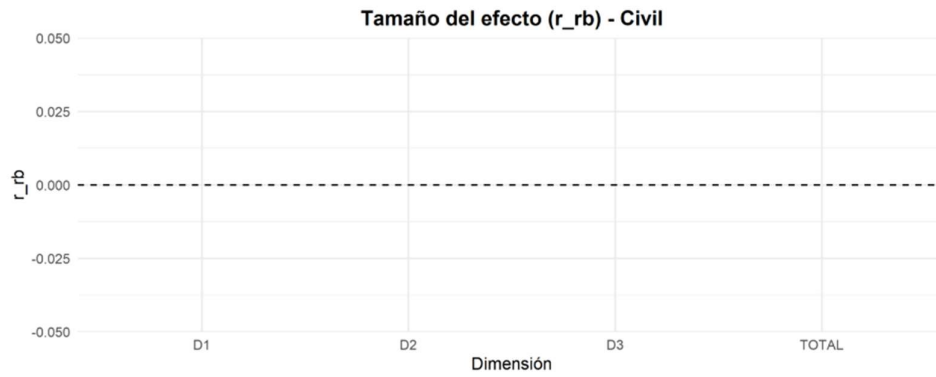


Gráfico 13. Comparación entre grupo experimental y control Sistemas
Comparación Post-test Experimental vs Control - Sistemas

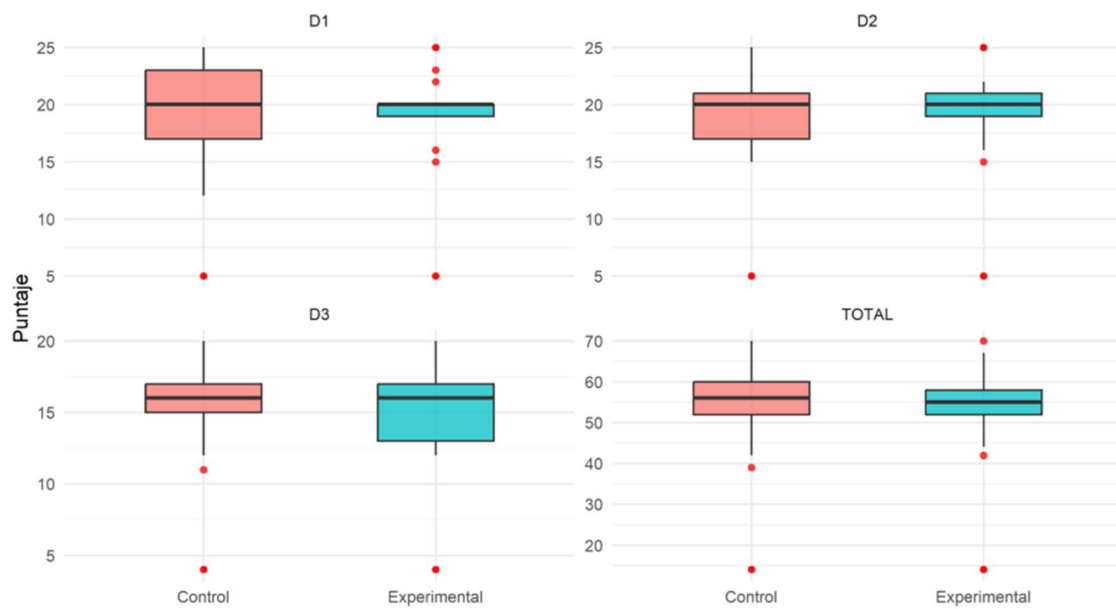


Gráfico 14. Tamaño del efecto (r_{rb}) en Ingeniería de sistemas.

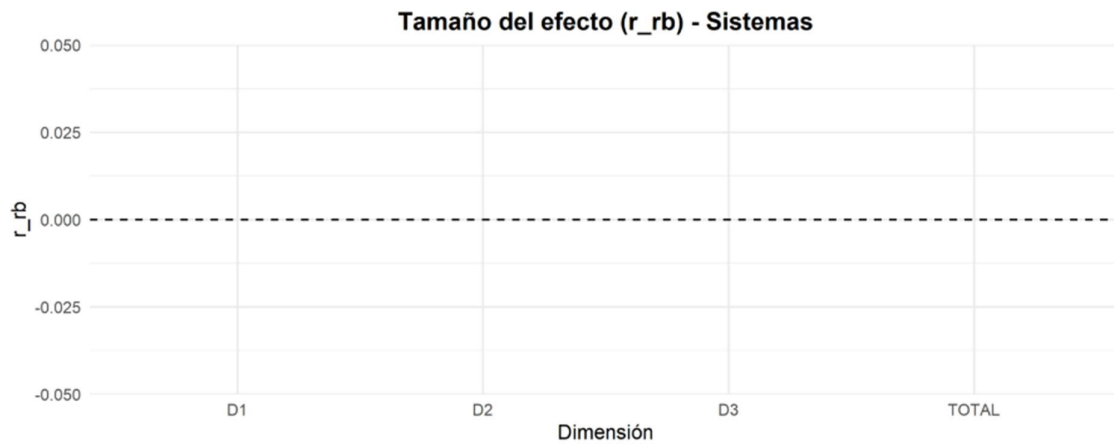


Gráfico 15. Distribución de puntajes wilcoxon pre-test y post-test general.
Distribución Pre vs Post - Resultados Generales (grupo experimental combinado)

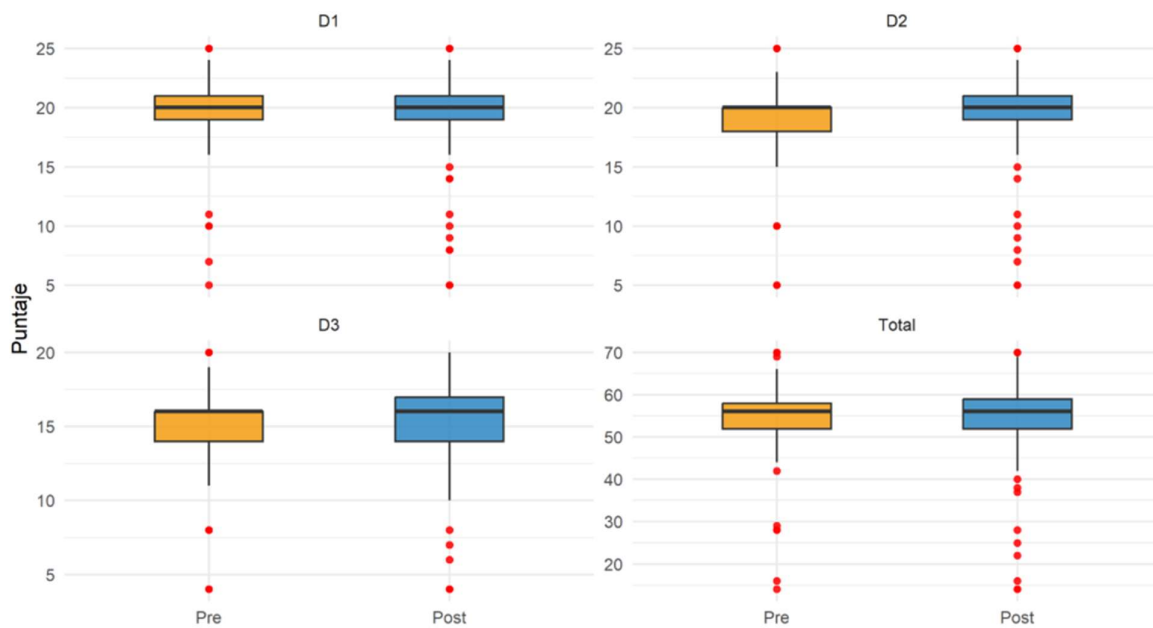


Gráfico 16. Cambio de mediana wilcoxon pre-test, post-test general.

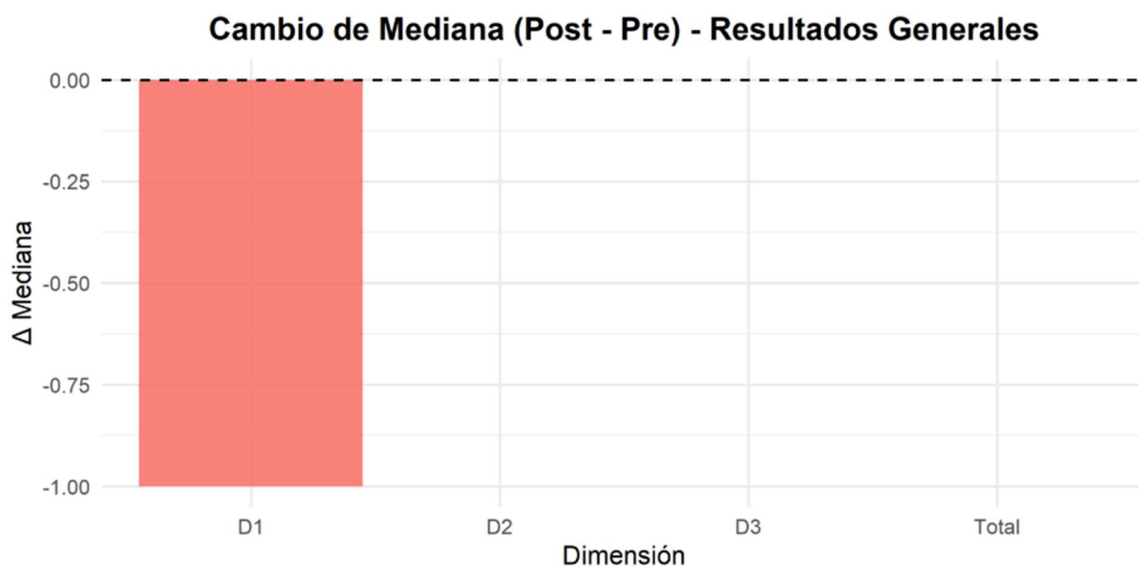


Gráfico 17. Distribución de puntajes pre-test y post-test(wilcoxon) general por Escuela

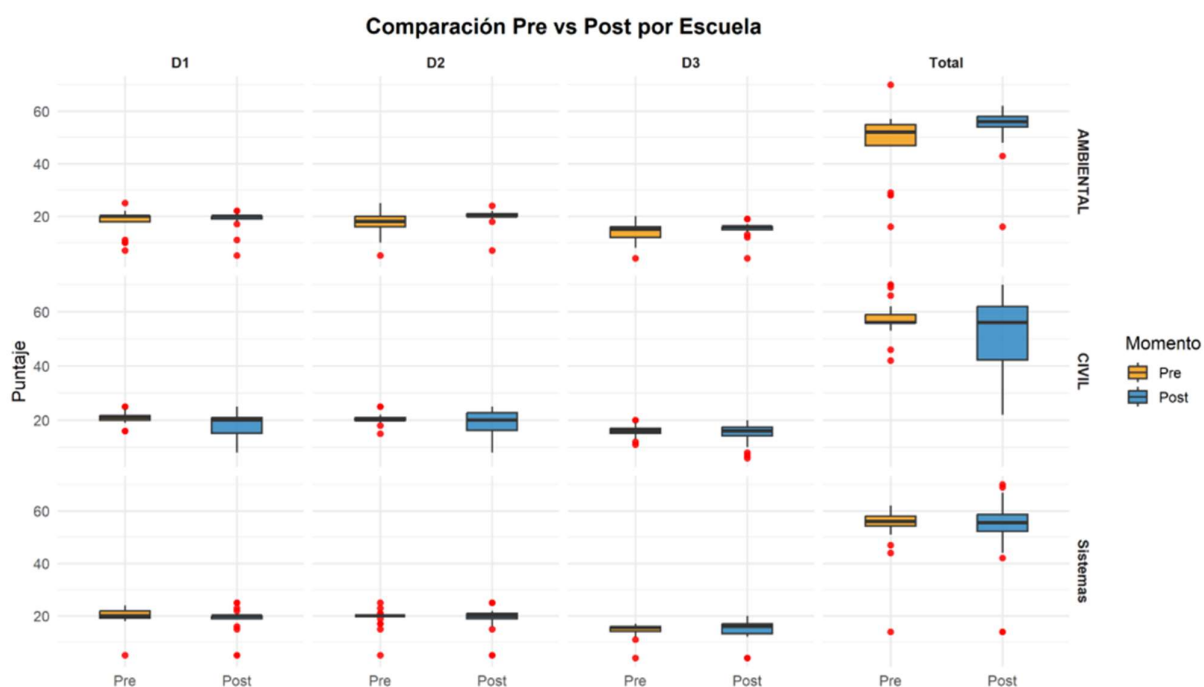


Gráfico 18. Cambio de mediana pre-test, post-test (wilcoxon general por escuela).

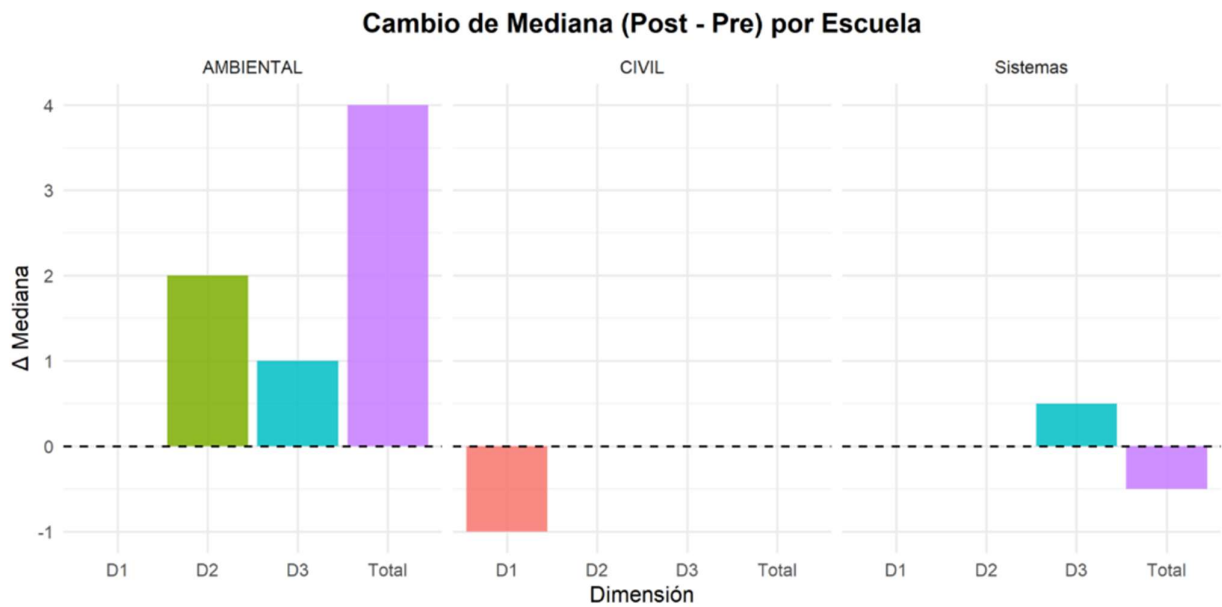


Gráfico 19. Distribución de puntajes Mann-whitney pre-test y post-test general

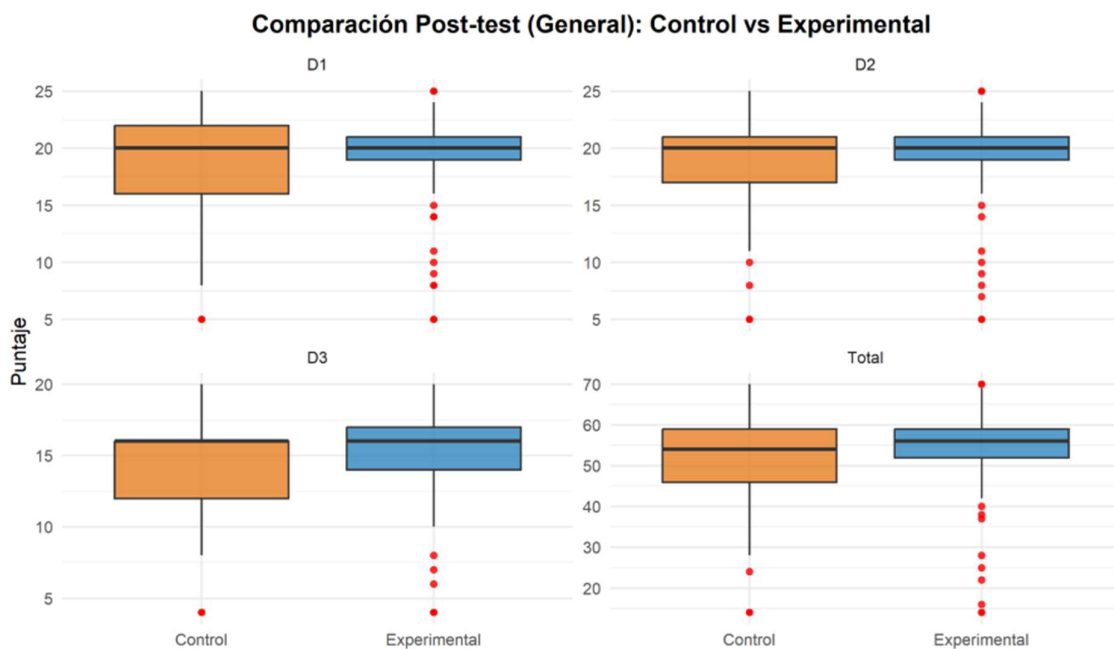


Gráfico 20. Cambio de mediana pre-test, post-test (wilcoxon general por escuela).

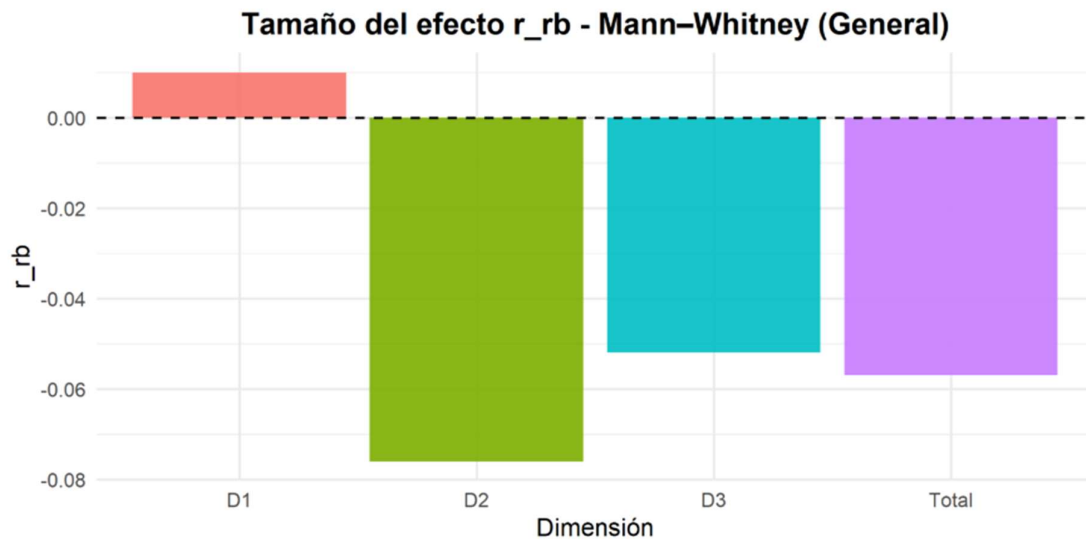


Gráfico 21. Distribución de puntajes Mann-whitney pre-test y post-test por escuela.

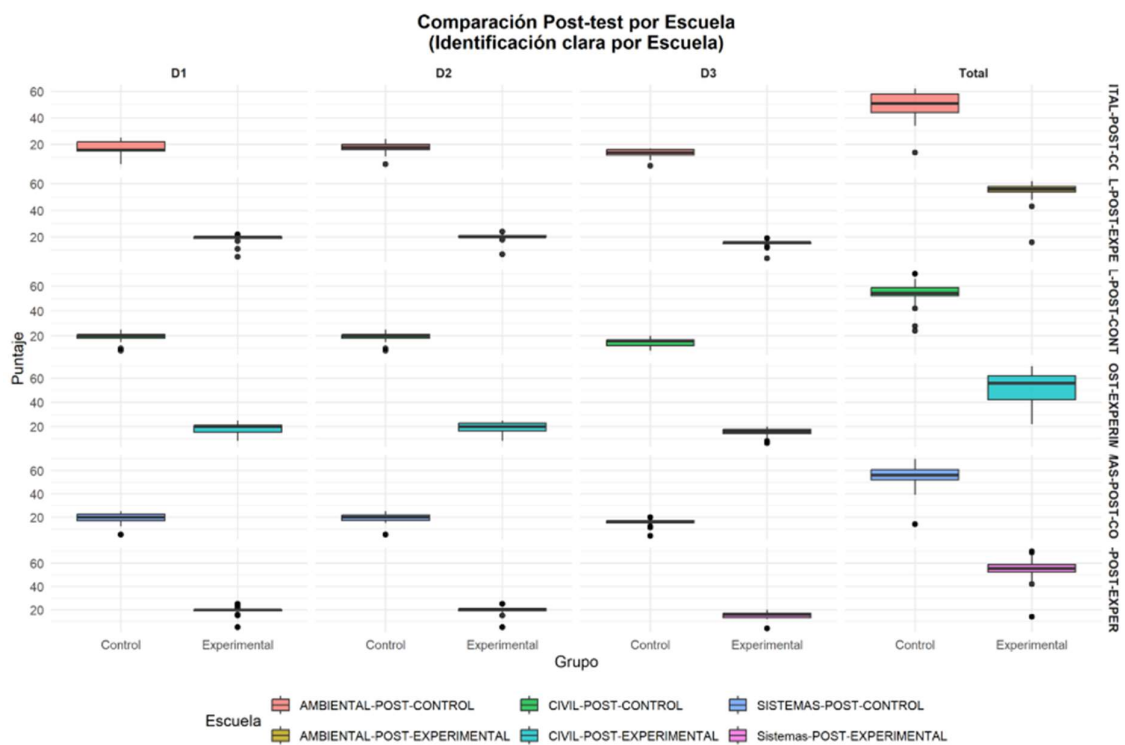


Tabla 1. Resultados de la prueba Wilcoxon signed-rank por escuela (pre vs. post): estadísticos W, z, p y r_{rb} por dimensión y total.

Escuela	Dimensión	N	Δ Mediana	W	z	p	r _{rb}
Ambiental	DIM 1	26	-0.50	124.50	-0.411	.691	-.098
Ambiental	DIM 2	26	-3.00	44.00	-2.277	.024*	-.581
Ambiental	DIM 3	26	-2.00	46.00	-1.972	.050*	-.516
Ambiental	Total	26	-4.00	93.00	-1.870	.063	-.428
Civil	DIM 1	28	1.50	174.50	1.110	.272	.264
Civil	DIM 2	28	1.00	123.00	0.672	.511	.171
Civil	DIM 3	28	-0.00	126.00	-0.016	1.000	-.004
Civil	Total	28	2.00	187.50	0.673	.509	.154
Sistemas	DIM 1	35	1.00	249.00	0.681	.502	.145
Sistemas	DIM 2	35	0.00	218.50	0.022	.991	.005
Sistemas	DIM 3	35	-0.83	178.00	-0.569	.576	-.123
Sistemas	Total	35	1.00	296.00	0.277	.789	.055

Nota. N = tamaño de muestra; Δ Mediana = diferencia de medianas (Hodges-Lehmann Estimate); W = estadístico de Wilcoxon; z = valor z estandarizado; r_{rb} = correlación rango-biserial como medida del tamaño del efecto. *p < .0

Tabla 2. Resultados de la prueba Mann–Whitney U por escuela (comparación post: experimental vs control): U, p y r_{rb} por dimensión y total.

Escuela	Dimensión	N	Mediana Exp	Mediana Ctrl	Rango Medio Exp	Rango Medio Ctrl	U	p	r _{rb}
Ambiental	Total	17	53.18	48.65	19.91	15.09	103.50	.162	-.284
Ambiental	DIM 1	17	18.53	17.77	18.03	16.97	135.50	.767	-.062
Ambiental	DIM 2	17	19.59	17.53	20.26	14.74	97.50	.099	-.325
Ambiental	DIM 3	17	15.06	13.35	20.88	14.12	87.00	.044*	-.398
Civil	DIM 1	22	18.32	19.36	21.80	23.20	257.50	.722	.064
Civil	DIM 2	22	18.86	19.18	22.73	22.27	237.00	.915	-.021
Civil	DIM 3	22	15.00	14.86	22.98	22.02	231.50	.811	-.043
Civil	Total	22	52.18	53.41	23.07	21.93	229.50	.778	-.052
Sistemas	DIM 1	21	18.67	18.86	20.74	22.26	236.50	.690	.073
Sistemas	DIM 2	21	18.86	18.90	21.50	21.50	220.50	1.000	.000
Sistemas	DIM 3	21	14.43	15.24	20.10	22.90	250.00	.455	.134
Sistemas	Total	21	51.95	53.00	20.50	22.50	241.50	.603	.095

Nota. N = tamaño de muestra por grupo; Exp = Experimental; Ctrl = Control; U = estadístico de Mann-Whitney U; r_{rb} = correlación rango-biserial como medida del tamaño del efecto. *p < .05.

Tabla 3. Resultados Wilcoxon general (n = 61): W, z, p, r_{rb}.

Dimensión	N	Δ Mediana	W	z	p	r _{rb}
DIM 1	61	1.00	851.00	1.200	.231	.189
DIM 2	61	-0.50	574.00	-0.383	.705	-.063

DIM 3	61	-0.50	589.50	-0.463	.646	-.075
Total	61	0.50	856.50	0.238	.815	.036

Nota. N = tamaño total de muestra (Control n = 61, Experimental n = 61); U = estadístico de Mann-Whitney U; r_rb = correlación rango-biserial como medida del tamaño del efecto. No se encontraron diferencias estadísticamente significativas ($p > .05$) entre los grupos control y experimental.

Tabla 4. Resultados de la prueba Mann-Whitney U general (N = 122)

Dimensión	N	U	p	r_rb
Total	122	1738.00	.531	-.066
DIM 1	122	1883.00	.909	.012
DIM 2	122	1697.50	.395	-.088
DIM 3	122	1747.50	.557	-.061

Nota. N = tamaño total de muestra (Control n = 61, Experimental n = 61); U = estadístico de Mann-Whitney U; r_rb = correlación rango-biserial como medida del tamaño del efecto. No se encontraron diferencias estadísticamente significativas ($p > .05$) entre los grupos control y experimental.

ANEXOS

Evidencia de sumisión del artículo en una revista de prestigio

F

Frontiers<noreply@frontiersin.org>

Responder

Responder a todos

Reenviar

...

Para: Jhon Marcos Luna Villanueva

Mar 25/11/2025 6:08

Marcado

Este mensaje está en Inglés

Traducir a Español

No traducir nunca de Inglés

Dear Dr Luna Villanueva

Your manuscript has passed the initial validation stage with our research integrity team.

Did you know that our artificial intelligence review assistant (AIRA) conducts 40 manuscript checks before the review process and a further 14 during the review? Learn more about our unique approach to [safeguarding quality and research integrity](#).

What happens next?

Your manuscript is now in editorial assignment. This is where we will find a group of experts to edit and review your manuscript. This time can vary according to the availability of researchers.

As always, we will keep you updated on any progress.

Regards,

Best regards,
Your Frontiers in Education Team,

Frontiers | Editorial Office - Collaborative Peer Review Team
www.frontiersin.org
Avenue du Tribunal Fédéral 34
1005 Lausanne Switzerland

For technical issues please contact our IT Helpdesk (support@frontiersin.org) or visit our Frontiers Help Center (helpcenter.frontiersin.org)

This is an automated message just to keep you informed.
You can't reply to this so if you need help, the quickest way to talk to us is to sign into the review forum and use our chatbot.

Manuscript title: Application of Artificial Intelligence to Measure Attention Levels in University Students
Manuscript ID: 1753873
Submitted By: Wilmer Edquén Barboza
Authors: Wilmer Edquén Barboza, Roberto Carlos Flores Ramirez, Jhon Marcos Luna Villanueva, Yngue Elizabeth Ramirez, Danny Lévano and Nancy Esther Casildo-Bedón
Journal: Frontiers in Education, section Higher Education

Submitted on: 25 Nov 2025

If you encounter any technical issue, contact support@frontiersin.org, with UNfKPOTE8DVki5 as reference.

Copia de la resolución de inscripción del perfil de proyecto de tesis en formato artículo aprobado por el consejo de facultad correspondiente



“AÑO DE LA RECUPERACIÓN Y CONSOLIDACIÓN DE LA ECONOMÍA PERUANA”

RESOLUCIÓN N° 1197-2025/UPeU-FIA-CF

Lima, Ñaña, 16 de diciembre de 2025

VISTO:

El expediente de los (las) bachilleres **Wilmer Alexander Edquén Barboza** identificado(a) con código universitario N° **201912998**, **Roberto Carlos Flores Ramírez** identificado(a) con código universitario N° **201912421** y **Jhon Marcos Luna Villanueva** identificado(a) con código universitario N° **201912415**, de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Peruana Unión;

CONSIDERANDO:

Que la Universidad Peruana Unión tiene autonomía académica, administrativa y normativa, dentro del ámbito establecido por la Ley Universitaria N° 30220 y el Estatuto de la Universidad;

Que la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Peruana Unión, mediante sus reglamentos académicos y administrativos, ha establecido las formas y procedimientos para la sustentación de la tesis en formato artículo;

Que el Comité Dictaminador ha emitido su dictamen aprobando el informe de tesis titulado “Aplicación de la IA para la medición del nivel de atención en estudiantes universitarios”, presentado por los (las) bachilleres **Wilmer Alexander Edquén Barboza**, **Roberto Carlos Flores Ramírez** y **Jhon Marcos Luna Villanueva** reuniendo de esta manera las condiciones previas para la declaratoria de expedito para la programación de la sustentación;

Estando a lo acordado en la sesión del Consejo de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Peruana Unión, celebrada el 16 de diciembre de 2025, y en aplicación del Estatuto y el Reglamento General de investigación de la Universidad;

SE RESUELVE:

1. Declarar expedito a los (las) bachilleres **Wilmer Alexander Edquén Barboza**, **Roberto Carlos Flores Ramírez** y **Jhon Marcos Luna Villanueva**, para que sustenten la tesis en formato artículo “Aplicación de la IA para la medición del nivel de atención en estudiantes universitarios”, conducente a la obtención del título profesional de Ingeniero de Sistemas, el 02 de febrero de 2026, a las 11:00 horas, en la modalidad Virtual u online sincrónica.
2. Designar el Jurado de Sustentación, encargado de gestionar la sustentación respectiva, el mismo que queda constituido por los siguientes miembros:

Presidente: Mg. Wilder Marlo Rimarachín
Secretario: Mtro Joyse Baldwin Huamán Labán
Asesor: Mg. Nancy Esther Casildo Bedón
Vocal 1: Mtra. Yngue Elizabeth Ramírez Pezo

Regístrese, comuníquese y archívese.



Dra. Erika Inés Acuña Salinas
DECANA

-Intercedido
-Jurado (95)
-Secretaría General
-Archivo



Lic. Gina Marita Tito Tolentino
SECRETARIA ACADÉMICA