



Inteligencia artificial como recurso para la evaluación del desempeño motor en escolares de Educación Física

Artificial Intelligence as a Resource for Assessing Motor Performance in Physical Education Students

Camilo Fernando León Reyes ¹

camiloleonreyes@gmail.com

Carolina Andrea Páez Merchan ²

carito-paez2011@hotmail.com

Marjorie Geoconda Zamora Arana ²

aranageo_zamo@yahoo.es

Raquel Arcenia Tenorio Sánchez ³

rakelitatesan@gmail.com

Borys Bismark León Reyes ²

borysleonreyes@gmail.com

Universidad Estatal Península de Santa Elena. La Libertad, Ecuador ¹

Universidad Estatal de Milagro. Milagro, Ecuador ²

Universidad Técnica de Machala. Machala, Ecuador ³

Artículo recibido: 30 de junio 2026 | Aceptado: 28 de agosto 2026 | Publicado: 23 de septiembre 2026

Resumen

Introducción: La evaluación del desempeño motor en escolares constituye un proceso fundamental para el desarrollo infantil, el cual en la práctica habitual depende de procedimientos observacionales con limitaciones de objetividad. **Objetivo:** Analizar la inteligencia artificial como herramienta para la evaluación del desempeño motor en escolares de Educación Física. **Método:** Se adoptó un enfoque cuantitativo con diseño no experimental, descriptivo, transversal y correlacional, sobre una muestra de 67 escolares de 6 a 7 años, evaluados mediante el Test of Gross Motor Development tercera edición y el sistema de visión por computador MediaPipe Pose. **Resultados:** Los principales hallazgos mostraron una correlación positiva alta entre ambas evaluaciones ($r = 0.84$; $p < 0.001$), con diferencias significativas por sexo en locomoción, control de objetos y puntaje total del test estandarizado. **Conclusión:** Se evidencia que, la inteligencia artificial complementó los métodos convencionales al proporcionar información objetiva sobre el movimiento.

Palabras clave: Desarrollo motor; Educación física; Evaluación; Inteligencia artificial; Motricidad.

Abstract

Introduction: The assessment of motor performance in schoolchildren is a fundamental process for child development; however, in routine practice, it relies on observational procedures with

limitations in objectivity. **Objective:** To analyze artificial intelligence as a tool for assessing motor performance in schoolchildren in Physical Education. **Method:** A quantitative approach was adopted using a non-experimental, descriptive, cross-sectional, and correlational design. The sample consisted of 67 schoolchildren aged 6 to 7 years, who were assessed using the Test of Gross Motor Development, Third Edition (TGMD-3) and the MediaPipe Pose computer vision system. **Results:** The main findings showed a strong positive correlation between the two assessments ($r = 0.84$; $p < 0.001$), along with significant sex differences in locomotor skills, object control skills, and the total score on the standardized test. **Conclusion:** The findings indicate that artificial intelligence complemented conventional methods by providing objective information on movement.

Keywords: Motor development; Physical Education; Assessment; Artificial intelligence; Motor skills.

Introducción

La incorporación de la Inteligencia Artificial (IA) en el ámbito educativo ha transformado los procesos de enseñanza y aprendizaje al permitir personalizar la instrucción, automatizar la evaluación y procesar grandes volúmenes de información sobre el rendimiento estudiantil (Wang et al., 2024). Estos sistemas destacan por su capacidad para reconocer patrones de ejecución, ajustar las tareas a las necesidades de los alumnos y fortalecer la retroalimentación pedagógica a partir de análisis algorítmicos (Boulhrir & Hamash, 2025). A su vez, la implementación de redes neuronales y modelos de lenguaje en el aula favorece el desarrollo de competencias digitales y enriquece la interacción didáctica con respuestas inmediatas (Bhullar et al., 2024). Esta propuesta tecnológica ofrece un panorama idóneo para examinar cómo la automatización puede perfeccionar la valoración del desempeño motor dentro de la Educación Física escolar.

En sintonía con lo anterior, la valoración del desempeño motor en la población escolar constituye un componente esencial del desarrollo integral, pues permite precisar la adquisición de habilidades, detectar retrasos y orientar intervenciones que potencien las capacidades físicas y cognitivas. En este contexto, la literatura coincide en que la IA optimiza la evaluación en primaria y secundaria al sustituir los métodos tradicionales por procedimientos automatizados (Martínez-Comesaña et al., 2023). Esta transición hacia sistemas inteligentes de apoyo transforma la valoración del aprendizaje y ofrece recursos novedosos para el seguimiento escolar (Hernández León y Rodríguez-Conde, 2024). Así, el empleo de estas tecnologías moderniza la práctica docente, enriquece la retroalimentación de los procesos evaluativos y asegura un análisis detallado del progreso motor de los estudiantes (Sembey et al., 2024).

Ante este panorama, la adopción de recursos basados en IA para la evaluación del desempeño motor en escolares de los sistemas educativos latinoamericanos avanza con limitaciones. Esta situación obedece al predominio de métodos convencionales y a la escasez de evidencia sobre la integración de estos sistemas. Para superar tales barreras,

la literatura plantea la necesidad de un abordaje que asocie las posibilidades técnicas con los criterios pedagógicos (Chanta-Jiménez, 2022). A su vez, el fortalecimiento de culturas de innovación docente exige un liderazgo pedagógico estratégico que oriente este proceso de cambio (Perlaza Cadena y León Reyes, 2025). En este orden de ideas, la capacitación de los profesores en competencias digitales es un factor relevante para aprovechar el potencial de la IA en las aulas (Sanchez García et al., 2025), condición indispensable para modernizar la evaluación.

En otra dimensión de análisis, la literatura científica reciente da cuenta de un crecimiento sostenido del interés por la aplicación de tecnologías inteligentes en la evaluación del movimiento humano. Figueroa-Quiñones et al. (2026) identifican diversas tecnologías basadas en IA para valorar habilidades motrices básicas en niños, con resultados alentadores en precisión y automatización, aunque advierten la necesidad de incrementar los estudios de validación en contextos escolares reales. Por otra parte, Lander et al. (2022) demuestran que los sensores de medición inercial constituyen instrumentos confiables para evaluar la competencia motriz infantil, siempre que su utilización considere el equilibrio entre precisión técnica y viabilidad práctica. A esta línea de avance se incorpora el uso del aprendizaje profundo para la estimación postural, recurso que proporciona retroalimentación detallada sobre la ejecución física en múltiples contextos (Tharatipyakul et al., 2024).

Frente a este escenario, en las instituciones públicas del cantón Machala, provincia de El Oro, Ecuador, la evaluación del desempeño motor en escolares de Educación Física se apoya en procedimientos observacionales del docente. Esta práctica conlleva limitaciones asociadas a la subjetividad del evaluador, el tiempo exigido para el análisis individual y la complejidad de registrar variables biomecánicas simultáneas. Tales restricciones derivan de la carencia de equipos tecnológicos, la insuficiente capacitación del docente y la ausencia de protocolos con IA. Como respuesta a esta situación, la investigación propone el empleo de un instrumento estandarizado con un sistema de visión por computador. Este abordaje busca ofrecer una herramienta automatizada, accesible y objetiva que enriquezca la valoración convencional. A partir de este planteamiento, surge la siguiente interrogante: ¿en qué medida la IA contribuye a la evaluación del desempeño motor en los escolares?

En virtud de ello, este estudio contribuye al fortalecimiento de los procesos de evaluación en Educación Física al ofrecer evidencia empírica sobre la utilidad de la IA para valorar el desempeño motor en escolares. De esta forma, proporciona información objetiva que respalda la toma de decisiones pedagógicas y orienta el diseño de estrategias de intervención ajustadas a las necesidades específicas de los alumnos. Asimismo, favorece la detección temprana de dificultades motrices en edades críticas y aporta elementos de reflexión sobre la integración de tecnologías emergentes en los contextos educativos latinoamericanos. En consecuencia, la presente investigación tuvo

como objetivo analizar la IA como herramienta para la evaluación del desempeño motor en escolares de Educación Física.

Método

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, debido a que este enfoque permitió medir de forma objetiva el desempeño motor de los escolares mediante indicadores estandarizados y variables cuantificables obtenidas a partir de pruebas motrices y herramientas de IA. Asimismo, la investigación empleó un diseño no experimental, descriptivo, transversal y correlacional, puesto que las variables se observaron en su contexto natural sin manipulación deliberada, se recolectó la información en un único momento temporal y luego se analizaron las relaciones entre las puntuaciones obtenidas mediante la evaluación convencional del desempeño motor y los indicadores generados por el sistema de IA. Esta decisión metodológica favoreció la contrastación directa entre ambos procedimientos evaluativos y proporcionó evidencia cuantitativa sobre la correspondencia entre el método tradicional y el automatizado de valoración motriz en escolares.

En cuanto a la población objeto de esto, estuvo conformada por escolares matriculados en una institución educativa pública del cantón Machala, provincia de El Oro, Ecuador, y la muestra quedó conformada por 67 escolares con edades comprendidas entre 6 y 7 años, de los cuales 38 correspondieron al sexo masculino (56.7 %) y 29 al sexo femenino (43.3 %). Se conformó la muestra mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, debido a que el estudio trabajó con la totalidad de los estudiantes que reunieron las condiciones establecidas para participar, decisión metodológica que respondió a la accesibilidad de la población y a la viabilidad operativa. El tamaño de la muestra resultó adecuado para investigaciones descriptivas desarrolladas en contextos escolares, puesto que permitió obtener estimaciones consistentes del comportamiento de las variables analizadas y alcanzar suficiente poder estadístico para los contrastes.

Unido a esto, los criterios de inclusión comprendieron a escolares matriculados con regularidad en la institución educativa seleccionada, con edades cronológicas entre seis y siete años, que asistían de forma habitual a las clases de Educación Física, presentaban condiciones físicas compatibles con la ejecución de las pruebas motrices, cuyos representantes legales otorgaron el consentimiento informado por escrito y manifestaron su asentimiento para participar de forma voluntaria. Por otra parte, los criterios de exclusión prescindieron de escolares con lesiones musculoesqueléticas al momento de la evaluación, enfermedades neurológicas o motoras diagnosticadas de forma clínica, limitaciones funcionales que impedían la ejecución de las actividades físicas, inasistencia durante el proceso, registros incompletos y ausencia del consentimiento informado firmado por los representantes legales. Todos los

participantes completaron las evaluaciones previstas y no hubo pérdidas muestrales durante el proceso.

Por otro lado, para la evaluación del desempeño motor se utilizó el Test of Gross Motor Development, tercera edición (TGMD-3), instrumento estandarizado de amplio uso para valorar habilidades motrices fundamentales en población infantil, el cual permitió evaluar las dimensiones locomotriz y control de objetos mediante criterios específicos de ejecución. Asimismo, se desarrolló la valoración automatizada del movimiento con la herramienta de IA MediaPipe Pose, diseñada por Google, la cual identificó de forma automática 33 puntos anatómicos del cuerpo humano mediante técnicas de visión por computador, registró las trayectorias articulares durante la ejecución de las pruebas motrices y obtuvo información objetiva sobre la calidad del movimiento. La validez del TGMD-3 respaldó la consistencia de la evaluación convencional y MediaPipe Pose aportó un procedimiento automatizado basado en modelos preentrenados de estimación de la postura corporal humana.

En relación con lo anterior, el procedimiento inició con la obtención de la autorización institucional de la dirección de la unidad educativa y la aprobación del protocolo de investigación por parte de las autoridades correspondientes. Luego, se solicitó el consentimiento informado de los representantes legales y el asentimiento de los escolares, se verificó el cumplimiento de los criterios de inclusión y exclusión, se acondicionó el espacio físico destinado a la evaluación y se calibró la cámara utilizada para la captura de video. Posterior a ello, el evaluador aplicó de forma individual el protocolo del TGMD-3 con base en las instrucciones del manual del instrumento, al tiempo que todas las ejecuciones quedaron registradas en video para su procesamiento mediante MediaPipe Pose. Después se extrajeron las coordenadas generadas por el sistema de IA y se conformó la base de datos con las puntuaciones de ambos procedimientos evaluativos.

En este mismo sentido, la investigación se desarrolló con apego a los protocolos éticos internacionales para estudios con seres humanos, conforme a las directrices de la Declaración de Helsinki y los principios de la American Psychological Association para la investigación con menores de edad. Se obtuvo el consentimiento informado por escrito de los representantes legales de cada participante, así como el asentimiento verbal de los escolares previo a su inclusión en el estudio. La participación tuvo carácter voluntario y se garantizó la confidencialidad de los datos mediante la codificación de los registros, el almacenamiento seguro de la información y la restricción del acceso a terceros. Los videos capturados tuvieron fines de investigación rigurosos y se eliminó tras el procesamiento estadístico. El protocolo contó con la aprobación de las autoridades académicas de la institución educativa participante.

Además de esto, el análisis estadístico inició con la aplicación de estadística descriptiva mediante frecuencias absolutas, porcentajes, medias, desviaciones estándar, valores

mínimos y máximos. Luego se verificó la distribución de los datos con la prueba de Shapiro-Wilk, debido al tamaño de la muestra, con un nivel de significancia bilateral establecido en $p < 0.05$. Cuando las variables presentaron distribución normal los análisis aplicaron la correlación de Pearson y en los casos sin normalidad los análisis utilizaron la correlación de Spearman. Como complemento, el estudio empleó la prueba *t* de Student para muestras independientes con el propósito de comparar el desempeño motor entre niños y niñas, y se calculó el tamaño del efecto mediante el estadístico *d* de Cohen. Todos los contrastes de hipótesis se realizaron con un nivel de confianza del 95 %, con el programa IBM SPSS Statistics versión 29.

Resultados

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en la investigación sobre la IA como herramienta para la evaluación del desempeño motor en escolares de Educación Física. Se reúnen los estadísticos descriptivos de las dimensiones locomoción, control de objetos y puntaje total del Test of Gross Motor Development tercera edición, junto con el índice calculado a partir del sistema de visión por computador MediaPipe Pose. También se expone las comparaciones del desempeño motor según el sexo de los participantes y las correlaciones entre las puntuaciones del instrumento estandarizado y los indicadores derivados del análisis automatizado del movimiento. La organización de la información permite contrastar la consistencia entre ambos procedimientos evaluativos y examinar las diferencias por sexo detectadas en la muestra analizada.

En relación con lo expuesto, la Tabla 1 reúne los estadísticos descriptivos de las dimensiones evaluadas mediante el TGMD-3 y del índice generado por el sistema de IA MediaPipe Pose. La información organiza las medidas de tendencia central y de dispersión para cada variable, lo cual permite caracterizar el comportamiento general del desempeño motor en la muestra estudiada. Asimismo, la inclusión de los valores mínimos y máximos facilita la identificación del rango de ejecución de los escolares en cada dimensión del test estandarizado y del índice automatizado. No se describen las interpretaciones sobre las diferencias por sexo ni sobre las asociaciones entre variables, aspectos que se aborda en los apartados posteriores con apoyo de pruebas inferenciales específicas y de los correspondientes tamaños del efecto para valorar la magnitud práctica de los contrastes realizados en la investigación.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos del desempeño motor e indicadores obtenidos mediante IA.

Variable	<i>M</i>	<i>DE</i>	Mín.	Máx.
Locomoción (TGMD-3)	38.45	5.12	26	49
Control de objetos (TGMD-3)	34.78	6.04	21	48
Puntaje total (TGMD-3)	73.22	8.61	51	94

Índice MediaPipe Pose	0.87	0.05	0.74	0.96
-----------------------	------	------	------	------

Nota. M = media; DE = desviación estándar; TGMD-3 = Test of Gross Motor Development tercera edición. El índice MediaPipe Pose corresponde a la precisión promedio de detección de los 33 puntos anatómicos durante la ejecución motriz.

Los resultados descritos en la Tabla 1 indican que el puntaje total del TGMD-3 presentó una media de 73.22 puntos (DE = 8.61) y la dimensión locomoción alcanzó una media superior a la obtenida en control de objetos. Asimismo, el índice calculado mediante MediaPipe Pose registró una media de 0.87 (DE = 0.05), lo cual muestra una reducida dispersión de las mediciones obtenidas por el sistema automatizado. La uniformidad de las puntuaciones refleja un comportamiento consistente del desempeño motor en la muestra analizada y respalda la estabilidad de los indicadores. La baja variabilidad del índice derivado de MediaPipe Pose refleja estabilidad técnica en la detección de los puntos anatómicos durante las ejecuciones motrices, aspecto que fortalece la confiabilidad del procedimiento automatizado de valoración del movimiento en el contexto escolar investigado.

De igual manera, la Tabla 2 presenta la comparación del desempeño motor entre niños y niñas mediante la prueba t de Student para muestras independientes, junto con el tamaño del efecto calculado a través del estadístico d de Cohen. La información reúne las medias y desviaciones estándar de ambos grupos en las dimensiones locomoción, control de objetos, puntaje total del TGMD-3 y el índice generado por MediaPipe Pose. La inclusión del tamaño del efecto complementa la interpretación de las diferencias identificadas, pues ofrece información sobre la magnitud práctica de los contrastes más allá del nivel de significancia. El contraste por sexo permite examinar si las diferencias en la ejecución motriz siguen los patrones habituales reportados en la literatura científica sobre desarrollo motor infantil en poblaciones escolares de características similares a las del presente estudio.

Tabla 2. Comparación del desempeño motor según el sexo de los participantes.

Variable	Niños M (DE)	Niñas M (DE)	t	gl	p	d
Locomoción	40.21 (4.85)	36.17 (4.92)	3.42	65	0.041	0.83
Control de objetos	37.42 (5.74)	31.03 (4.88)	4.81	65		1.18
Puntaje total TGMD-3	77.66 (8.02)	67.41 (7.18)	5.27	65	0.001	1.29
Índice MediaPipe Pose	0.88 (0.05)	0.86 (0.05)	1.74	65	0.086	0.42

Nota. M = media; DE = desviación estándar; t = estadístico de la prueba t de Student para muestras independientes; gl = grados de libertad; p = nivel de significancia; d = tamaño del efecto (d de Cohen).

Como se aprecia en la Tabla 2, los niños registraron una media superior en las tres dimensiones evaluadas mediante el TGMD-3, con diferencias que alcanzaron significancia estadística en locomoción ($p = 0.041$), control de objetos ($p < 0.001$) y puntaje total ($p = 0.001$). El tamaño del efecto fue grande en control de objetos ($d =$

1.18) y puntaje total ($d = 1.29$), y moderado en locomoción ($d = 0.83$). Por otra parte, el índice de MediaPipe Pose no mostró diferencias con significancia estadística entre ambos grupos ($p = 0.086$), con un tamaño del efecto pequeño ($d = 0.42$). Este resultado denota que el sistema automatizado mantuvo un criterio uniforme para registrar la ejecución del movimiento, sin tendencia a favor de ninguno de los dos sexos según el indicador técnico derivado del análisis del movimiento físico en la muestra analizada.

En otro orden de ideas, la Tabla 3 muestra las correlaciones de Pearson entre las puntuaciones del TGMD-3 y el índice derivado del sistema de IA MediaPipe Pose, con sus respectivos intervalos de confianza del 95 %. Con antelación a la aplicación del coeficiente de correlación de Pearson, el equipo verificó el cumplimiento del supuesto de normalidad mediante la prueba de Shapiro-Wilk, cuyos resultados no evidenciaron desviaciones significativas respecto a la distribución normal ($p > 0.05$), condición que justificó el uso de un coeficiente paramétrico para el análisis correlacional de los datos. Se organiza las asociaciones para cada dimensión del instrumento estandarizado con el indicador automatizado, lo cual permite examinar el grado de correspondencia entre ambos procedimientos de evaluación motriz en la muestra analizada y valorar la consistencia entre ambos métodos de evaluación del movimiento infantil.

Tabla 3. *Correlación entre las puntuaciones del TGMD-3 y los indicadores obtenidos mediante MediaPipe Pose.*

Variable	<i>r</i>	<i>p</i>	IC 95 %
Locomoción — Índice MediaPipe Pose	0.78	< 0.001	[0.67, 0.86]
Control de objetos — Índice MediaPipe Pose	0.73	< 0.001	[0.59, 0.82]
Puntaje total TGMD-3 — Índice MediaPipe Pose	0.84	< 0.001	[0.75, 0.90]

Nota. *r* = coeficiente de correlación de Pearson; *p* = nivel de significancia bilateral; IC 95 % = intervalo de confianza del 95 % para el coeficiente de correlación. La normalidad de los datos se verificó con la prueba de Shapiro-Wilk ($p > 0.05$).

Como se observa en la Tabla 3, el puntaje total del TGMD-3 presentó una correlación positiva alta con el índice obtenido mediante MediaPipe Pose ($r = 0.84$; $p < 0.001$) y las dimensiones locomoción ($r = 0.78$; $p < 0.001$) y control de objetos ($r = 0.73$; $p < 0.001$) también registraron asociaciones positivas con significancia estadística. La magnitud de las correlaciones indica una correspondencia entre las puntuaciones del instrumento convencional y los indicadores generados por el sistema de IA. La mayor asociación se ubicó en el puntaje total del TGMD-3, lo cual indica que el índice derivado de MediaPipe Pose captura de forma amplia la calidad del movimiento infantil. Estos resultados respaldan la utilidad de la herramienta automatizada como complemento del procedimiento evaluativo tradicional en el contexto escolar investigado.

Derivado de lo anterior, el análisis conjunto de los resultados permite constatar que la totalidad de los participantes completó las evaluaciones previstas, las puntuaciones obtenidas mediante el instrumento convencional presentaron una distribución

consistente y las comparaciones por sexo identificaron diferencias con significancia estadística en las dimensiones del desempeño motor evaluadas mediante el TGMD-3. En contraste, los indicadores derivados del sistema de IA mostraron asociaciones positivas elevadas con las puntuaciones del test estandarizado y no presentaron diferencias por sexo, lo cual denota un comportamiento técnico uniforme del sistema automatizado. Esta correspondencia entre ambas modalidades de evaluación respalda la viabilidad de incorporar la IA como recurso complementario dentro de los procesos de valoración motriz en la Educación Física escolar del contexto investigado, y ofrece evidencia empírica sobre la utilidad pedagógica de las herramientas automatizadas en este nivel educativo.

Discusión

En lo que respecta al primer resultado, se encuentra una correlación positiva alta entre el puntaje total del TGMD-3 y el índice generado por MediaPipe Pose ($r = 0.84$; $p < 0.001$), lo cual indica que las herramientas de visión por computador constituyen una alternativa pertinente para complementar los procedimientos convencionales de evaluación motriz. [Vasco Delgado et al. \(2025\)](#) destacan que los modelos evaluativos mediados por IA aportan a los procesos eficientes y fortalecen la toma de decisiones pedagógicas.

En esta dirección, [Paudel et al. \(2026\)](#) sostienen que los avances recientes en el análisis de la marcha humana con IA ofrecen precisión comparable a la valoración clínica. Como complemento, [Tsai et al. \(2024\)](#) evidencian que la aplicación del aprendizaje profundo a sistemas de evaluación motora infantil permite obtener mediciones confiables para la valoración del desarrollo motor infantil.

De igual forma, se evidenció diferencias con significancia estadística entre niños y niñas en locomoción, control de objetos y puntaje total del desempeño motor evaluado mediante el TGMD-3, con tamaños del efecto de magnitud moderada a grande. [Lin et al. \(2022\)](#) demuestran que el fortalecimiento de las habilidades motrices fundamentales durante la infancia se relaciona con mejoras en la condición física, aspecto que adquiere relevancia para interpretar las variaciones por sexo observadas en la ejecución motriz. [Taboada Díaz et al. \(2022\)](#) describen parámetros biomecánicos relevantes para la evaluación de la marcha infantil y aportan indicadores que ayudan a comprender las diferencias en los patrones de movimiento entre grupos. [Bisi y Stagni \(2024\)](#) plantean que la valoración cuantitativa de la competencia motora fina infantil mediante sensores permite identificar diferencias individuales en la ejecución motriz con precisión técnica.

En sintonía con lo anterior, otro resultado mostró que el índice generado por MediaPipe Pose no presentó diferencias con significancia estadística entre niños y niñas ($p = 0.086$), aspecto que indica un comportamiento técnico uniforme del sistema automatizado en

el registro de la ejecución motriz, al margen del sexo de los participantes. [Smits Serena et al. \(2025\)](#) refieren que la combinación de IA y unidades de medición inercial portátiles permite obtener mediciones objetivas con reducida variabilidad técnica, condición que favorece la equivalencia de los indicadores entre grupos. Por otra parte, [Tohănean et al. \(2025\)](#) señalan que la incorporación de tecnologías digitales en la Educación Física requiere instrumentos con comportamiento estable para evitar sesgos en la valoración del alumnado. La uniformidad del índice técnico respalda la consistencia interna del procedimiento automatizado empleado en el estudio.

En otro aspecto, se indicó que la dimensión locomoción presentó una correlación superior por un margen reducido con el índice automatizado en comparación con el control de objetos ($r = 0.78$ frente a $r = 0.73$), aunque ambas asociaciones resultaron significativas desde el punto de vista estadístico. [Standal \(2026\)](#) plantea una aproximación crítica a la IA en la Educación Física y advierte que el empleo de estas herramientas requiere una reflexión pedagógica sobre los componentes del movimiento que cada tecnología logra capturar con mayor precisión. [Altamirano Cortez et al. \(2025\)](#) sostienen que el desarrollo de la motricidad fina mediante ecosistemas de IA permite diferenciar los componentes motores valorados con mayor exactitud. La diferencia entre dimensiones puede relacionarse con la naturaleza de los desplazamientos corporales, los cuales ofrecen mayor visibilidad para los sistemas de visión por computador.

Como consecuencia directa de otro resultado, la utilización de MediaPipe Pose mediante una cámara convencional representó una alternativa accesible para instituciones educativas con recursos limitados, debido a que eliminó la necesidad de sensores especializados de alto costo y facilitó la incorporación de la herramienta en contextos escolares. [Tan et al. \(2025\)](#) argumentan que la IA aplicada a la enseñanza y al desarrollo profesional docente requiere herramientas viables y escalables para que su incorporación resulte sostenible en contextos educativos diversos. [Long et al. \(2026\)](#) destacan que la revisión sistemática sobre el impacto de la IA en la educación superior evidencia la importancia de considerar la accesibilidad tecnológica como factor condicionante del éxito en la implementación. La viabilidad técnica observada en el estudio favorece la transferencia del procedimiento a instituciones con infraestructura básica.

A este aspecto se une la evidencia de que la obtención automática de indicadores biomecánicos permitió complementar la evaluación convencional con información cuantitativa relacionada con la calidad del movimiento, aspecto que fortalece los procesos de seguimiento del desarrollo motor infantil. [Bautista Martínez \(2025\)](#) sostiene que las redes neuronales convolucionales constituyen una alternativa prometedora para automatizar procesos de evaluación del aprendizaje en el nivel inicial, lo cual respalda la pertinencia de usar estos algoritmos en la valoración motriz infantil. [Ramírez Aguirre et](#)

al. (2026) refieren que el aprendizaje basado en juego motor potencia el desarrollo cognitivo lingüístico en preescolares y destacan la relevancia de disponer de procedimientos de evaluación precisos para monitorear dichos avances. La correspondencia entre ambos procedimientos evaluativos abre rutas para fortalecer la valoración pedagógica del movimiento en edades tempranas del desarrollo infantil.

En línea con lo mencionado, otro resultado permitió constatar que la incorporación de la IA no sustituyó la valoración profesional del docente, sino que amplió la disponibilidad de información objetiva para respaldar la toma de decisiones educativas en el aula. Sagñay Yáñez et al. (2026) plantean que la expresión corporal actúa como predictor de la psicomotricidad en Educación Inicial y destacan la importancia de contar con instrumentos de evaluación que capturen la complejidad del movimiento infantil. León Reyes et al. (2023) sostienen que la psicomotricidad como herramienta educativa en preescolares con necesidades especiales requiere procedimientos de valoración que combinen la observación docente con recursos tecnológicos. La complementariedad entre el juicio pedagógico del docente y los indicadores automatizados fortalece la integralidad del proceso evaluativo en Educación Física escolar.

Sumado a lo anterior, se mostró que la integración de un instrumento estandarizado con un sistema de visión por computador aportó información objetiva sobre el desempeño motor de los escolares, lo cual contribuye al fortalecimiento de los procesos de evaluación en Educación Física. Taco Taco et al. (2024) refieren que el juego psicomotriz favorece el desarrollo de competencias socioemocionales en preescolares, aspecto que requiere instrumentos de valoración rigurosos. Brito Solorzano (2024) destaca la relación entre las habilidades cognitivas y la metodología basada en juego en niños de Educación Inicial. Páez Merchan et al. (2025) plantean que la innovación educativa demanda procedimientos evaluativos coherentes con el enfoque curricular. León-Reyes et al. (2023) refieren que la virtualización de los procesos educativos en Educación Física exige nuevas formas de valoración del aprendizaje motriz en contextos escolares.

En lo que concierne a las limitaciones del estudio, conviene señalar que se desarrolló la investigación en una única institución educativa pública del cantón Machala, circunstancia que restringe la posibilidad de generalizar los resultados a otras poblaciones escolares con características socioculturales diferentes. Asimismo, el empleo de un muestreo no probabilístico por conveniencia limitó la representatividad estadística de la muestra y condicionó el alcance inferencial de los resultados.

El diseño transversal permitió describir las relaciones observadas en un momento específico, pero no permitió identificar cambios evolutivos del desempeño motor ni establecer relaciones causales entre las variables. Otra limitación radica en la utilización de una sola cámara para la captura del movimiento, lo cual podría afectar la precisión de la detección de puntos anatómicos en planos no frontales durante algunas pruebas motrices del protocolo estandarizado.

En vista de lo anterior, futuras investigaciones podrían incorporar muestras de mayor tamaño y de distintas instituciones educativas para incrementar la representatividad de los resultados y permitir comparaciones entre contextos socioculturales diversos. También resulta conveniente el desarrollo de estudios longitudinales que analicen la evolución del desempeño motor en el tiempo y que evalúen la estabilidad temporal de las mediciones automatizadas mediante sistemas de visión por computador. Otra línea de trabajo interesante consistiría en comparar la precisión de diferentes herramientas de IA, así como en explorar el uso de configuraciones multicámara para mejorar la captura tridimensional del movimiento. Asimismo, sería valioso incorporar variables relacionadas con el rendimiento físico, la condición funcional y el aprendizaje motor, con el propósito de examinar las relaciones entre el desempeño motor y otros factores del desarrollo infantil en contextos educativos reales.

Conclusiones

Los resultados permiten concluir que la IA, mediante el uso de MediaPipe Pose, constituye una herramienta complementaria para la evaluación del desempeño motor en escolares, al presentar una elevada correspondencia con las puntuaciones del TGMD-3 ($r = 0.84$; $p < 0.001$), lo cual respalda su utilidad como apoyo para la valoración objetiva del movimiento.

La evaluación identificó diferencias en el desempeño motor entre niños y niñas en locomoción ($p = 0.041$), control de objetos ($p < 0.001$) y puntaje total ($p = 0.001$), aspecto que confirma la capacidad del procedimiento para detectar variaciones en la ejecución de las habilidades motrices. El empleo de un instrumento estandarizado con visión por computador permitió obtener información objetiva sobre el desempeño motor, en concordancia con el objetivo planteado en la investigación sobre el uso de la IA en la Educación Física escolar.

Las implicaciones de estos resultados trascienden el ámbito metodológico del estudio y proyectan aplicaciones concretas en la práctica docente de la Educación Física escolar. La incorporación de herramientas de IA en los procesos evaluativos ofrece al docente la posibilidad de contar con indicadores cuantitativos que respaldan la toma de decisiones pedagógicas, orientan el diseño de intervenciones ajustadas a las necesidades individuales de los alumnos y facilitan la detección temprana de dificultades motrices en edades críticas del desarrollo. Se recomienda que las instituciones educativas promuevan la formación docente en competencias digitales y provean la infraestructura básica necesaria para el uso de estas tecnologías. Asimismo, resulta pertinente que los docentes consideren la IA como un recurso complementario del juicio profesional, sin que sustituya la valoración pedagógica ni la interacción humana característica del proceso educativo.

Acerca de

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

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

Conflicto de interés: Los autores declaran no tener conflicto de intereses para la publicación del presente artículo científico.

Objetos de ciencia abierta: <https://doi.org/10.37260/repe.v8n18.02>

Cómo citar: León Reyes, C. F., Páez Merchan, C. A., Zamora Arana, M. G., Tenorio Sánchez, R. A., & León Reyes, B. B. (2026). Inteligencia artificial como recurso para la evaluación del desempeño motor en escolares de Educación Física. *Revista Peruana de Educación*, 8(18), 1–16. <https://doi.org/10.37260/repe.v8n18.02>

Referencias

- Altamirano Cortez, S. P., Muñoz Olvera, G. de las M., Altamirano Cortez, E. S., Atiencie Gutiérrez, M. L., & León Reyes, B. B. (2025). Desarrollo de la motricidad fina mediante un ecosistema de inteligencia artificial en un marco pedagógico innovador. *Mérito - Revista de Educación*, 7(21), 44–55. <https://doi.org/10.37260/merito.i7n21.5>
- Bautista Martínez, J. A. (2025). Evaluación del aprendizaje en el nivel inicial mediante IA: Revisión de literatura sobre análisis de trazos con redes neuronales convolucionales (CNN). *Revista Veritas de Difusão Científica*, 6(3), 836–864. <https://doi.org/10.61616/rvdc.v6i3.972>
- Bhullar, P. S., Joshi, M., & Chugh, R. (2024). ChatGPT in higher education - a synthesis of the literature and a future research agenda. *Education and Information Technologies*, 29(16), 21501–21522. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12723-x>
- Bisi, M. C., & Stagni, R. (2024). Sensor-based quantitative assessment of children's fine motor competence: An instrumented version of the Placing Bricks Test. *Sensors*, 24(7), 2192. <https://doi.org/10.3390/s24072192>
- Boulhrir, T., & Hamash, M. (2025). Unpacking artificial intelligence in elementary education: A comprehensive thematic analysis systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 9, 100442. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100442>
- Brito Solorzano, S. M. (2024). Competências Cognitivas e Metodologia de Jogo: Trabalho com Crianças no Ensino Inicial, subnível 2. *Revista Veritas De Difusão Científica*, 5(3), 1580–1591. <https://doi.org/10.61616/rvdc.v5i3.293>
- Chanta-Jiménez, S. (2022). Uso de las tecnologías de la información y la comunicación para la evaluación dentro de aulas de clases: Una revisión de literatura sistematizada. *Praxis*, 18(2), 237–259. <https://doi.org/10.21676/23897856.4007>

- Figueroa-Quñones, J., Ipanaque-Neyra, J., Gómez Hurtado, H., Bazo-Alvarez, O., & Bazo-Alvarez, J. C. (2026). Development, validation and use of artificial-intelligence-related technologies to assess basic motor skills in children: A scoping review. *F1000Research*, 12, 1598. <https://doi.org/10.12688/f1000research.138616.3>
- Hernández León, N., & Rodríguez-Conde, M.-J. (2024). Inteligencia artificial aplicada a la educación y la evaluación educativa en la Universidad: Introducción de sistemas de tutorización inteligentes, sistemas de reconocimiento y otras tendencias futuras. *Revista de Educación a Distancia (RED)*, 24(78). <https://doi.org/10.6018/red.594651>
- Lander, N., Nahavandi, D., Toomey, N. G., Barnett, L. M., & Mohamed, S. (2022). Accuracy vs. practicality of inertial measurement unit sensors to evaluate motor competence in children. *Frontiers in Sports and Active Living*, 4, 917340. <https://doi.org/10.3389/fspor.2022.917340>
- León-Reyes, B. B., Kakiyama, T., & Piz-Herrero, Y. (2023a). El papel de la virtualización de los procesos educativos en la Educación Física. *Portal de la Ciencia*, 4(3), 270–285. <https://doi.org/10.51247/pdlc.v4i3.391>
- Leon Reyes, C. F., Rocafuerte Humanante, L. J., Cujilema Lucio, L. P., & León-Reyes, B. B. (2023). Psicomotricidad como herramienta educativa en preescolares con necesidades especiales. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(6), 4576–4592. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i6.9020
- Lin, J., Zhang, R., Shen, J., & Zhou, A. (2022). Effects of school-based neuromuscular training on fundamental movement skills and physical fitness in children: A systematic review. *PeerJ*, 10, e13726. <https://doi.org/10.7717/peerj.13726>
- Long, D. Y., Wang, S., Md Rashid, S., & Lu, X. T. (2026). Artificial intelligence in higher education: A systematic review of its impact on student engagement and the mediating role of teaching methods. *Frontiers in Education*, 10, 1648661. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1648661>
- Martínez-Comesaña, M., Rigueira-Díaz, X., Larrañaga-Janeiro, A., Martínez-Torres, J., Ocarranza-Prado, I., & Kreibel, D. (2023). Impacto de la inteligencia artificial en los métodos de evaluación en la educación primaria y secundaria: Revisión sistemática de la literatura. *Revista de Psicodidáctica*, 28(2), 93–103. <https://doi.org/10.1016/j.psicod.2023.06.001>
- Páez Merchan, C. A., Leon Medrano, D. I., Álvarez Santos, A. P., Mayorga Sánchez, H. T., & León Reyes, B. B. (2025). Currículo para la primera infancia en contextos comunitarios: Un enfoque desde la innovación educativa. *Revista Científica de Salud y Desarrollo Humano*, 6(1), 2084–2098. <https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v6i1.591>
- Paudel, D., Liu, M., & Back, J.-H. (2026). Recent advances in human gait analysis using artificial intelligence and machine learning: A systematic review. *PeerJ Computer Science*, 12, e3653. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.3653>
- Perlaza Cadena, R. E., & León Reyes, B. B. (2025). Impacto del liderazgo pedagógico estratégico en la consolidación de culturas de innovación docente. *Mérito - Revista de Educación*, 7(21), 204–213. <https://doi.org/10.37260/merito.i7n21.16>
- Ramírez Aguirre, G. A., Jubika Ripalda, V., & Leon Reyes, B. B. (2026). Aprendizaje basado en juego motor para potenciar desarrollo cognitivo lingüístico en preescolares.

- Revista Ciencia y Tecnología - Para el Desarrollo - UJCM*, 12(23), 70–83.
<https://doi.org/10.37260/rctd.v12i23.74>
- Sagñay Yáñez, R. G., Borja Cárdenas, B. B., & León Reyes, B. B. (2026). Expresión corporal como predictor de psicomotricidad en Educación Inicial: revisión sistemática. *Retos*, 80, 1202–1212. <https://doi.org/10.47197/retos.v80.118783>
- Sanchez García, A. M., Álvarez Santos, A. P., Zamora Arana, M. G., Sanchez Macías, W. O., & Leon Reyes, B. B. (2025). Taxonomía de Bloom en la era IA: Competencias digitales para la formación docentes. *Revista Ciencia y Tecnología - Para el Desarrollo - UJCM*, 11(22), 325–335. <https://doi.org/10.37260/rctd.v11i22.56>
- Sembey, R., Hoda, R., & Grundy, J. (2024). Emerging technologies in higher education assessment and feedback practices: A systematic literature review. *Journal of Systems and Software*, 211, Article 111988. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2024.111988>
- Smits Serena, R., Hinterwimmer, F., Burgkart, R., von Eisenhart-Rothe, R., & Rueckert, D. (2025). The use of artificial intelligence and wearable inertial measurement units in medicine: Systematic review. *JMIR mHealth and uHealth*, 13, e60521. <https://doi.org/10.2196/60521>
- Standal, Ø. F. (2026). *AI-hype! A critical approach to artificial intelligence in physical education. Sport, Education and Society*. <https://doi.org/10.1080/13573322.2026.2649518>
- Taboada Díaz, J. E., Carreño Juan, D., Dunn García, E., Díaz Novo, C., & Rodríguez Moliner, T. (2022). Rasgos esenciales para la obtención del patrón biomecánico de la marcha en niños sanos: Una revisión sistemática. *Rehabilitación*, 56(3), 195–203. <https://doi.org/10.1016/j.rh.2021.11.003>
- Taco Taco, M. N., Torres Peña, C. M., Uzho Pacheco, A. A., Granda Granda, A. V., & Leon Reyes, B. B. (2024). O papel do brincar psicomotor no desenvolvimento de competências socioemocionais e acadêmicas em pré-escolares. *Revista Veritas De Difusão Científica*, 5(3), 922–934. <https://doi.org/10.61616/rvdc.v5i3.246>
- Tan, X., Cheng, G., & Ling, M. H. (2025). Artificial intelligence in teaching and teacher professional development: A systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, Article 100355. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100355>
- Tharatipyakul, A., Srikaewsiew, T., & Pongnumkul, S. (2024). Deep learning-based human body pose estimation in providing feedback for physical movement: A review. *Heliyon*, 10(17), Article e36589. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36589>
- Tohănean, D. I., Vulpe, A. M., Mijaica, R., & Alexe, D. I. (2025). Embedding digital technologies (AI and ICT) into physical education: A systematic review of innovations, pedagogical impact, and challenges. *Applied Sciences*, 15(17), 9826. <https://doi.org/10.3390/app15179826>
- Tsai, Y.-T., Lee, J.-S., & Huang, C.-Y. (2024). Research on applying deep learning to visual–motor integration assessment systems in pediatric rehabilitation medicine. *Algorithms*, 17(9), 413. <https://doi.org/10.3390/a17090413>

- Vasco Delgado, J. C., Macas Padilla, B. A., Vasco Delgado, L. A., & Vasco Delgado, L. J. (2025). Diseño y validación de un modelo evaluativo de Educación Física mediado por inteligencia artificial. *Retos*, 70, 1446–1460. <https://doi.org/10.47197/retos.v70.116530>
- Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252, 124167. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167>



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