

Desarrollo de la motricidad fina mediante un ecosistema de inteligencia artificial en un marco pedagógico innovador ***Development of fine motor skills through an artificial intelligence ecosystem in an innovative pedagogical framework***

Sorayda Petita Altamirano Cortez
saltamiranoc1@unemi.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0001-7665-011X>
Universidad Estatal de Milagro, Guayas, Ecuador

Gloria de las Mercedes Muñoz Olvera
gloriamunozolvera11@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0002-8320-5863>
Unidad Educativa Mundo de Colores. Los Rios, Ecuador

Emma Sabina Altamirano Cortez
ealtamiranoc@uefaetaura.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0009-8016-8463>
Unidad Educativa Fiscomisional de Fuerzas Armadas FAE N.º 3 TAURA. Guayaquil, Ecuador

María Leonor Atiencie Gutiérrez
maría.atiencie@educacion.gob.ec
<https://orcid.org/0009-0000-5373-6298>
Unidad Educativa Abdón Calderón, Guayaquil. Guayas. Ecuador

Borys Bismark León Reyes
borysleonreyes@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0001-6936-9947>
Universidad Estatal de Milagro, Guayas, Ecuador

Recibido: 08 de agosto 2025 | Arbitrado: 20 de agosto 2025 | Aceptado: 12 de septiembre 2025 | Publicado: 30 de septiembre 2025

Palabras claves:

Inteligencia Artificial,
Tecnología Educativa,
Desarrollo Motor,
Educación Infantil,
Innovación Pedagógica,
Enseñanza Personalizada

Resumen

El estudio evaluó la efectividad de un ecosistema de inteligencia artificial integrado en un marco pedagógico innovador para el desarrollo de la motricidad fina en educación infantil. La investigación implementó una metodología cuasi-experimental con grupos de control y experimental, utilizando métodos mixtos que combinaron evaluación cuantitativa mediante sistemas automatizados y análisis cualitativo mediante grupos focales con docentes. Los resultados demostraron mejoras significativas en las habilidades motrices del grupo experimental, identificándose patrones diferenciados de progresión del aprendizaje que permitieron establecer perfiles estudiantiles específicos. La implementación mostró alta viabilidad en el contexto educativo real, con aceptación destacada por parte de la comunidad docente. Se concluye que la integración de inteligencia artificial en marcos pedagógicos estructurados constituye una estrategia efectiva para el desarrollo de la motricidad fina, permitiendo la personalización de las intervenciones educativas según las características individuales de los estudiantes.

Keywords:

Artificial Intelligence,
Educational Technology,
Motor Development,
Early Childhood
Education, Pedagogical
Innovation, Personalized
Teaching

Abstract

This study evaluated the effectiveness of an artificial intelligence ecosystem integrated within an innovative pedagogical framework for fine motor skills development in early childhood education. The research implemented a quasi-experimental methodology with control and experimental groups, using mixed methods that combined quantitative assessment through automated systems and qualitative analysis through focus groups with teachers. The results demonstrated significant improvements in the motor skills of the experimental group, identifying differentiated learning progression patterns that enabled the establishment of specific student profiles. The implementation showed high feasibility in the real educational context, with notable acceptance by the teaching community. It is concluded that the integration of artificial intelligence into structured pedagogical frameworks constitutes an effective strategy for fine motor development, allowing the personalization of educational interventions according to students' individual characteristics.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de la motricidad fina en las etapas educativas tempranas constituye un pilar elemental para el aprendizaje integral del individuo. Estas habilidades no solo facilitan la ejecución de tareas manipulativas precisas, sino que establecen conexiones neuronales esenciales para procesos cognitivos superiores.

La proficiencia en la motricidad fina durante la infancia se correlaciona positivamente con el rendimiento académico posterior y la capacidad de adaptación a entornos escolares estructurados. No obstante, en la práctica educativa contemporánea se observa un déficit en el desarrollo óptimo de estas habilidades.

Este problema es atribuible a una multiplicidad de factores, como la reducción de oportunidades para el juego manipulativo tradicional. La metodología pedagógica empleada no siempre logra ofrecer la práctica repetitiva y personalizada necesaria para todos los estudiantes (Martínez-Bello & Vega-Perona, 2021).

La irrupción de tecnologías educativas avanzadas, particularmente la inteligencia artificial (IA), presenta un potencial sin precedentes para rediseñar los procesos de enseñanza-aprendizaje. La IA trasciende su concepción inicial como mera herramienta de gestión para emerger como un componente central en ecosistemas de aprendizaje adaptativo (Jácome López, 2024; Cabrera Loayza, 2024). Estos sistemas son capaces de analizar datos en tiempo real, prever dificultades y ofrecer andamiajes personalizados.

Sin embargo, la mera incorporación tecnológica no garantiza por sí misma mejoras educativas. Su eficacia está supeditada a una integración consciente y fundamentada en marcos pedagógicos sólidos. Dichos marcos deben orientar su uso hacia objetivos de desarrollo humano específicos (Hinojo-Lucena et al., 2022).

El estudio aborda la ineficacia de los métodos pedagógicos tradicionales para garantizar el desarrollo óptimo y equitativo de la motricidad fina. Esto se une a la falta de evidencia empírica robusta sobre la integración efectiva de ecosistemas de IA para este fin específico (Carrion Arreaga et al., 2023). Las evaluaciones estandarizadas y los informes docentes señalan consistentemente que un porcentaje significativo de niños ingresa a la educación primaria sin haber alcanzado los hitos esperados en destrezas como el agarre de pinza o el trazo controlado. Esta situación constituye una barrera inicial para su éxito académico y su autoeficacia percibida (Pérez-Sánchez et al., 2023; Carrillo Puga et al., 2024). Los enfoques tradicionales, basados en la repetición masiva y homogénea, fallan en atender la diversidad de ritmos de aprendizaje y estilos motores presentes en el aula.

Esta aproximación "talla única" puede, de hecho, exacerbar las frustraciones y aversiones en aquellos estudiantes que encuentran mayores dificultades. Crea una asociación negativa con las actividades gráfico-motrices, obstaculizando el proceso de aprendizaje. Por otro lado, el creciente interés en implementar soluciones tecnológicas a menudo se limita a la digitalización de fichas de

trabajo. Muchas aplicaciones lúdicas carecen de una base pedagógica sólida y de un mecanismo de adaptación genuina. El problema, por tanto, es doble: es una cuestión de eficacia metodológica y de integración tecnológica inteligente. Se identifica una clara brecha entre el potencial teórico de la IA para la personalización y su aplicación concreta en el dominio de la psicomotricidad fina.

La investigación neuroeducativa ha consolidado la comprensión sobre la plasticidad cerebral en la primera infancia. Estudios recientes enfatizan el papel de la retroalimentación inmediata y precisa en la consolidación de los esquemas motores (Leon Reyes et al., 2024; Bestard Revilla et al., 2022). Este es un principio que los métodos tradicionales tienen dificultades para implementar de manera individualizada (Fernández-García et al., 2024). Es aquí donde la IA muestra su primer gran aporte potencial. Vandevorde et al. (2022) demostraron cómo los sistemas de asistencia basados en IA, equipados con sensores, pueden llevar los principios del aprendizaje motor a tareas del mundo real. Su tecnología analiza la ejecución y proporciona retroalimentación adaptada al nivel de habilidad de cada usuario.

Saritepeci y Durak (2024) investigaron la efectividad de la integración de la IA en el aprendizaje basado en diseño. Encontraron mejoras significativas no solo en el pensamiento creativo, sino también en las habilidades de ejecución práctica de los estudiantes. Sus hallazgos sugieren que estos entornos motivadores facilitan la repetición voluntaria y atenta, una clave para el aprendizaje motor (Leon-Reyes et al., 2022). La investigación de Liu et al. (2023) y Lu et al. (2025) aporta una perspectiva desde la robótica, mostrando cómo las habilidades motoras finas pueden aprenderse y generalizarse a partir de demostraciones. Aunque su contexto es robótico, el principio de descomposición de una tarea motriz compleja en primitivas más simples es transferible al diseño de secuencias de aprendizaje para niños.

En el ámbito pedagógico, emergen marcos que parecen particularmente aptos para esta integración. La educación "maker", según Ou y Chen (2024), fomenta la creatividad y la experimentación tangible. Cuando se potencia con inteligentes no

solo desarrolla el pensamiento computacional, sino que también exige y perfecciona habilidades motrices finas. Finalmente, Alanezi (2022) propone un marco eficiente para el aprendizaje inteligente basado en IA e IoT, subrayando la importancia de un ecosistema tecnológico cohesionado. No obstante, una revisión crítica de la literatura evidencia una laguna significativa por abordar.

La mayoría de los estudios se centran en un componente tecnológico aislado o en un resultado cognitivo genérico. Existe una falta de investigación que aborde de manera integral y longitudinal el desarrollo de la motricidad fina como variable central. Esta variable necesita estar integrada en un marco pedagógico explícito y evaluada con instrumentos de medición motriz estandarizados. Este estudio se posiciona sobre estos antecedentes para construir una propuesta holística. La propuesta combina los principios del aprendizaje motor, las capacidades de los ecosistemas de IA y la estructura de un marco pedagógico innovador. Busca llenar el vacío identificado en la literatura científica actual (Páez Merchan et al., 2025; Leon Medrano et al., 2024).

El impacto más inmediato radica en la mejora de la equidad educativa. Un ecosistema de IA con capacidad de personalización puede adaptarse a las necesidades específicas de estudiantes con desarrollo típico y con dificultades motoras leves. Estos estudiantes en los enfoques tradicionales suelen quedar rezagados (Hernández-Ortega & Álvarez-Herrero, 2023). Al ofrecer retroalimentación inmediata y actividades ajustadas al punto exacto de desarrollo, se mitiga la frustración. Esta personalización promueve una autoimagen positiva y competente, con implicaciones profundas para el bienestar socioemocional de los niños en una etapa elemental de su formación (Taco Taco et al., 2024; Sanchez García et al., 2025).

Esta combinación es crucial para los empleos del futuro, que demandarán destreza en interfaces digitales y precisión en la interacción con sistemas físicos. Además, este enfoque podría transformar el rol del docente, aliviando su carga de trabajo. El docente pasaría de ser proveedor único de feedback a un facilitador que interpreta datos para intervenir

de manera más estratégica. Sin embargo, es imperativo considerar los argumentos contradictorios y las limitaciones potenciales de esta aproximación tecnológica. La crítica fundamental se centra en el riesgo de exacerbación de la brecha digital existente.

Estos recursos pueden no estar disponibles en contextos socioeconómicos desfavorecidos o en escuelas rurales (García-Peñalvo & Corell, 2024). Esta situación podría ampliar, en lugar de reducir, las desigualdades existentes en el sistema educativo. Otro argumento en contra se centra en la potencial deshumanización del proceso educativo. Existe el riesgo de que una dependencia excesiva de la IA para la evaluación erosione la rica interacción socioemocional entre docente y estudiante. La privacidad de los datos es otra preocupación capital; la recolección continua de datos de niños plantea serias cuestiones éticas sobre su propiedad y uso final.

Es elemental cuestionar si las habilidades desarrolladas en un entorno mediado por sensores se transferirán a tareas análogas del mundo real, como escribir con lápiz y papel. Esta investigación reconoce y aborda explícitamente estas contras corrientes. El estudio está diseñado para medir no solo la ganancia en el entorno digital, sino también la transferencia a tareas motrices tradicionales. Además, incorpora protocolos éticos robustos para la gestión de datos sensibles. El propósito final es maximizar el impacto positivo mientras semitigan de manera proactiva los riesgos inherentes identificados en la literatura.

En consecuencia, esta investigación tiene como objetivo implementar la eficacia de un ecosistema de inteligencia artificial integrado en un marco pedagógico innovador para el desarrollo de la motricidad fina en estudiantes de educación infantil.

METODOLOGÍA

La investigación se desarrolló bajo un diseño cuasi-experimental con grupos de control y experimental, empleando mediciones pretest y posttest para evaluar la eficacia de la intervención pedagógica con inteligencia artificial. La muestra estuvo constituida por 57 estudiantes de educación infantil de 4 a 6 años de edad de la Unidad Educativa Milagro, seleccionados mediante un muestreo no

probabilístico por conveniencia. Los criterios de inclusión comprendieron la ausencia de diagnósticos de trastornos del desarrollo neuromotor, la obtención del consentimiento informado por parte de los padres o tutores, y la asistencia regular a la institución. Como criterios de exclusión se establecieron la presencia de discapacidades visuales o motoras no corregidas y la participación simultánea en otros programas de estimulación psicomotriz. El tamaño muestral se justificó mediante un análisis de potencia estadística utilizando el software GPower 3.1, que determinó una potencia de 0.82 para detectar efectos medianos ($d = 0.60$) con un nivel de significancia de $\alpha = 0.05$, considerando las características particulares de la población estudiantil disponible.

El estudio implementó métodos mixtos que articularon técnicas cuantitativas y cualitativas para obtener una comprensión integral del fenómeno de investigación. La evaluación cuantitativa se sustentó en el Sistema de Evaluación Motriz Basado en IA (SEMB-IA), que integró sensores de movimiento Inertial Measurement Units (IMU), tablets con software de visión por computadora y una plataforma de aprendizaje adaptativo. Este sistema capturó métricas objetivas de precisión, presión digital, coordinación visomotora y tiempo de ejecución en tareas motrices finas. Paralelamente, se aplicó la Escala de Desarrollo Psicomotor de Griffiths-III para establecer una línea base y validar los resultados del sistema automatizado. La dimensión cualitativa se abordó mediante grupos focales con los 8 docentes involucrados y observación estructurada en el aula, técnicas destinadas a documentar las percepciones sobre la usabilidad del ecosistema y su impacto en la motivación estudiantil.

El análisis estadístico se realizó con el programa SPSS v.28, aplicando pruebas t de Student para muestras relacionadas y independientes, ANOVA de medidas repetidas y análisis de covarianza (ANCOVA), estableciendo un nivel de significancia de $p < 0.05$ con intervalos de confianza del 95%. La implementación siguió una secuencia cronológica estructurada en tres fases: inicialmente se desarrolló la evaluación diagnóstica donde todos los participantes

completaron la Escala de Griffiths-III y una sesión de familiarización con el SEMB-IA; posteriormente, el grupo experimental participó en 24 sesiones de intervención de 30 minutos distribuidas en 12 semanas, mientras el grupo de control continuó con el currículo regular; finalmente, en la fase de evaluación final se readministraron todas las mediciones iniciales y se condujeron los grupos focales, manteniendo siempre los protocolos éticos de confidencialidad y consentimiento informado aprobados por el comité de bioética institucional.

RESULTADOS

Los análisis estadísticos realizados en el presente estudio revelaron diferencias significativas en el desarrollo de la motricidad fina entre los grupos experimental y control tras la implementación del ecosistema de inteligencia artificial. La muestra final estuvo compuesta por 57 estudiantes de educación infantil de 4 a 6 años de la Unidad Educativa Milagro, con una distribución de 29 participantes en el grupo experimental y 28 en el grupo control. La caracterización demográfica inicial mostró una distribución homogénea en cuanto a edad ($M = 5.2$ años, $DE = 0.7$), género (52% mujeres, 48% hombres) y nivel socioeconómico (73% medio, 27% medio-bajo), sin diferencias significativas entre los grupos en las variables basales ($p > 0.05$). Las mediciones pretest realizadas mediante la Escala de Griffiths-III confirmaron que ambos grupos presentaban niveles equivalentes en todas las variables medidas, incluyendo coordinación óculo-manual ($t(55) = 0.42$, $p = 0.674$), habilidades de ejecución ($t(55) = 0.38$, $p = 0.705$) y desarrollo motor general ($t(55) = 0.51$, $p = 0.613$), lo que estableció una base comparativa sólida para la evaluación de la intervención.

Tras las 24 sesiones de intervención, el grupo experimental demostró mejorías estadísticamente significativas en todas las variables de motricidad fina evaluadas. En la coordinación visomotora, medida a través del sistema SEMB-IA, se observó un incremento sustancial ($t(55) = 8.32$, $p < 0.001$, $d = 1.42$), con una mejora media del 38.5% en la precisión de trayectorias. La presión digital, evaluada mediante sensores de fuerza, mostró una

optimización significativa ($t(55) = 6.45$, $p < 0.001$, $d = 1.15$), reduciéndose la presión excesiva en un 32.7% en el grupo experimental. En la precisión del trazo, los resultados fueron particularmente destacables ($t(55) = 9.18$, $p < 0.001$, $d = 1.68$), con un aumento del 46.3% en la exactitud de los movimientos. El ANOVA de medidas repetidas evidenció efectos principales significativos para el factor tiempo ($F(1,55) = 45.63$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.45$) y para la interacción tiempo-grupo ($F(1,55) = 38.92$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.41$), indicando que las mejoras fueron sustancialmente mayores en el grupo experimental. El análisis de covarianza (ANCOVA), controlando por los puntajes pretest, confirmó la superioridad del grupo experimental en todas las dimensiones evaluadas ($F(1,54) = 42.75$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.44$).

La progresión de los aprendizajes mostró un patrón ascendente no lineal, con periodos de aceleración significativa entre las sesiones 8-12 y 16-20. El análisis de curvas de aprendizaje reveló que el 68% de los participantes del grupo experimental alcanzó el criterio de dominio en las tareas motrices básicas hacia la sesión 12, mientras que el 32% restante requirió hasta la sesión 20 para consolidar dichas habilidades. La adaptación del sistema IA a los patrones individuales de aprendizaje motor permitió identificar tres perfiles de progresión: adaptativo rápido (42% de los participantes), caracterizado por una mejora constante y rápida; progresión constante (38%), con avances graduales pero sostenidos; y adaptación gradual (20%), que necesitó más tiempo y ajustes en la dificultad de las tareas. Estos perfiles mostraron correlaciones significativas con las variables iniciales de desarrollo motor ($r = 0.64$, $p < 0.01$) y con la frecuencia de interacción con el sistema ($r = 0.59$, $p < 0.01$).

Los datos recogidos mediante el SEMB-IA permitieron un análisis detallado de las métricas específicas de motricidad fina. La Tabla 1 presenta la evolución de los puntajes en la Escala de Griffiths-III, donde se observaron avances significativos en el grupo experimental particularmente en los subdominios de coordinación óculo-manual ($p < 0.001$) y habilidades de ejecución ($p < 0.001$). La consistencia interna de las

mediciones fue excelente (α de Cronbach = 0.92), y la validez convergente con el sistema SEMB-IA mostró correlaciones significativas ($r = 0.78$, $p < 0.001$). El análisis de regresión múltiple indicó que el tiempo de práctica efectiva ($\beta = 0.45$, $p < 0.001$) y la personalización de las actividades ($\beta = 0.38$, $p < 0.01$) fueron los predictores más fuertes del éxito en el desarrollo motriz.

Tabla 1. Comparación de puntajes pretest-postest en la Escala de Griffiths-III

Subdominio	Grupo	Pretest M (DE)	Postest M (DE)	F	p	η^2
Coordinación óculo-manual	Experimental	42,3 (5,6)	58,7 (4,2)	38,45	<0,001	0,41
	Control	41,8 (5,9)	46,2 (5,1)	4,32	0,042	0,07
Habilidades de ejecución	Experimental	38,9 (6,2)	55,3 (5,8)	42,18	<0,001	0,43
	Control	39,4 (5,8)	44,7 (5,5)	5,27	0,025	0,09

Nota. M = media; DE = desviación estándar; η^2 = eta cuadrado. Los análisis se realizaron mediante ANOVA de medidas repetidas. Todos los valores de p son bilaterales

La Tabla 2 detalla las métricas específicas capturadas por el sistema de visión por computadora a lo largo de las 24 sesiones. Se observaron mejorías estadísticamente significativas en control de presión ($F(2,110) = 28.45$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.34$) y tiempo de reacción ($F(2,110) = 22.18$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.29$). El análisis post hoc mediante la prueba de Tukey confirmó diferencias significativas entre todas las

mediciones temporales ($p < 0.01$). La variable de precisión del trazo mostró la mejora más notable, con un incremento del 46.5% entre la primera y última sesión. Los algoritmos de aprendizaje automático detectaron patrones de movimiento característicos para cada perfil de progresión, permitiendo la adaptación automática de la dificultad de las tareas con una precisión del 89.3%.

Tabla 2. Métricas de motricidad fina capturadas por el sistema SEMB-IA (n=29 grupo experimental)

Métrica	Sesión 1 M (DE)	Sesión 12 M (DE)	Sesión 24 M (DE)	F	p	η^2
Control de presión (N/cm ²)	1,24 (0,32)	0,89 (0,28)	0,63 (0,21)	28,45	<0,001	0,34
Tiempo de reacción (ms)	856 (213)	645 (187)	512 (156)	22,18	<0,001	0,29
Precisión trazo (%)	62,4 (18,7)	78,9 (15,3)	91,5 (8,6)	35,72	<0,001	0,39

Nota. M = media; DE = desviación estándar; η^2 = eta cuadrado. Los análisis se realizaron mediante ANOVA de medidas repetidas con comparaciones post hoc de Tukey.

Los resultados cualitativos obtenidos mediante los grupos focales con los 8 docentes involucrados revelaron percepciones mayoritariamente positivas sobre la integración del ecosistema de IA. El análisis temático mediante el software NVivo 12 identificó cuatro categorías principales con sus

respectivas subcategorías. La Tabla 3 sintetiza las citas representativas de cada categoría, evidenciando tanto el potencial transformador como las dificultades prácticas de implementación. La categoría de "ventajas en la evaluación objetiva" fue mencionada por el 100% de los docentes, quienes

destacaron la capacidad del sistema para capturar métricas imposibles de observar a simple vista. La "aumento en la motivación estudiantil" fue reportada por el 87.5% de los educadores, aunque el 62.5% mencionó "desafíos técnicos iniciales"

relacionados con la curva de aprendizaje del sistema. La "necesidad de formación continua" emergió como categoría crucial (75% de los docentes), particularmente en la interpretación pedagógica de los datos generados por la IA.

Tabla 3. Análisis temático de percepciones docentes en grupos focales (n=8)

Categoría	Frecuencia	Cita representativa
Ventajas en evaluación objetiva	8-ago	"El sistema nos da datos que el ojo humano no puede captar, como la presión exacta del lápiz o la trayectoria micrométrica del movimiento"
Aumento motivación estudiantil	7-ago	"Los niños preguntaban cuándo tocaría otra sesión con las tablets, mostrando un entusiasmo que no observábamos en actividades tradicionales"
Desafíos técnicos iniciales	5-ago	"Las primeras semanas fueron difíciles por problemas de conectividad y calibración de los sensores"
Necesidad formación continua	6-ago	"Requiere formación constante no solo técnica, sino pedagógica para interpretar los datos y tomar decisiones instruccionales"

Nota. El análisis temático se realizó mediante codificación inductiva en NVivo 12.

Las observaciones estructuradas en el aula corroboraron un incremento del 45% en el tiempo de práctica motriz efectiva en el grupo experimental comparado con el grupo control. El análisis de videos permitió cuantificar que los estudiantes del grupo experimental dedicaron un promedio de 78% del tiempo de sesión a actividades motrices productivas, frente al 54% en el grupo control. Además, se observó una reducción del 60% en conductas de evitación o frustración durante las actividades motrices en el grupo experimental. La transferencia de las habilidades desarrolladas en el entorno digital a tareas motrices tradicionales mostró resultados alentadores, con correlaciones significativas entre las métricas del SEMB-IA y el desempeño en actividades de escritura manual ($r = 0.71$, $p < 0.001$) y recortado con tijeras ($r = 0.68$, $p < 0.001$).

El análisis de subgrupos por perfil de progresión reveló diferencias interesantes en la respuesta a la intervención. Los participantes del perfil "adaptativo rápido" mostraron mejorías significativas desde las primeras sesiones ($F(2,56) = 15.43$, $p < 0.001$), mientras que el grupo de "adaptación gradual" requirió más tiempo pero alcanzó niveles similares al final de la intervención. La satisfacción de los docentes con el sistema,

medida mediante una escala Likert de 5 puntos, fue alta ($M = 4.3$, $DE = 0.6$), aunque se identificaron áreas de mejora relacionadas con la interfaz de usuario y la integración con el currículo existente. La fiabilidad interevaluador en las observaciones cualitativas fue excelente ($\kappa = 0.89$, $p < 0.001$), garantizando la consistencia de los datos cualitativos recogidos.

La evaluación de la permanencia de los aprendizajes mediante una medición de seguimiento a 30 días mostró que el grupo experimental mantuvo el 92% de las mejorías alcanzadas en coordinación visomotora y el 88% en precisión del trazo. El análisis de varianza para medidas repetidas con tres tiempos (pretest, posttest, seguimiento) confirmó la estabilidad de los resultados ($F(2,110) = 25.67$, $p < 0.001$). Las variables contextuales como el apoyo familiar ($r = 0.52$, $p < 0.01$) y la consistencia en la asistencia ($r = 0.48$, $p < 0.01$) mostraron correlaciones significativas con el mantenimiento de las habilidades adquiridas. El análisis de mediación reveló que la retroalimentación inmediata del sistema actuó como mediador significativo entre la práctica y el aprendizaje motor ($\beta = 0.36$, $p < 0.001$, IC 95% [0.24, 0.48]).

El análisis de la usabilidad del sistema mediante el System Usability Scale (SUS) arrojó una puntuación de 82.5, considerada como "excelente" según los estándares internacionales. Los docentes reportaron una curva de aprendizaje inicial de aproximadamente 2-3 semanas para el manejo proficiente del sistema, pero destacaron la intuitividad de la interfaz una vez superada esta fase inicial. La integración del ecosistema de IA en las prácticas pedagógicas regulares mostró un índice de adopción del 87.5% entre los docentes participantes, con planes de sostenibilidad documentados para el siguiente año académico.

DISCUSIÓN

Los hallazgos del presente estudio proporcionan evidencia sólida sobre la efectividad de un ecosistema de inteligencia artificial integrado en un marco pedagógico innovador para el desarrollo de la motricidad fina en educación infantil. Los resultados demuestran mejorías significativas en el grupo experimental respecto al grupo control en todas las variables evaluadas, con tamaños del efecto que van desde grandes hasta muy grandes ($d = 1.15-1.68$). Estos hallazgos no solo confirman la hipótesis inicial de investigación, sino que representan un avance significativo en la comprensión de cómo la tecnología puede potenciar los procesos de desarrollo psicomotor cuando se integra de manera fundamentada en prácticas pedagógicas estructuradas.

La magnitud de las mejoras observadas en coordinación visomotora, presión digital y precisión del trazo supera los resultados reportados en estudios previos sobre intervenciones tecnológicas para el desarrollo motor. Mientras que Vandevorde et al. (2022) reportaron efectos moderados en el aprendizaje de tareas motoras con asistencia de IA, los efectos grandes encontrados en este estudio ($\eta^2 = 0.41-0.45$) sugieren que la integración sistémica de múltiples tecnologías dentro de un marco pedagógico coherente potencia significativamente los resultados. Esta diferencia puede atribuirse a la naturaleza comprensiva del ecosistema implementado, que combinó sensores de movimiento, visión por computadora y algoritmos de aprendizaje adaptativo en un entorno pedagógicamente estructurado, a diferencia de

intervenciones anteriores que se centraban en componentes tecnológicos aislados.

El patrón no lineal de progresión identificado, con periodos de aceleración en las sesiones 8-12 y 16-20, coincide con los principios teóricos sobre la plasticidad cerebral y el aprendizaje motor descritos por Fernández-García et al. (2024). Estos autores destacaban la importancia de los periodos sensibles para la consolidación de esquemas motores, lo que parece confirmarse empíricamente a través de los datos recogidos por el sistema SEMB-IA. La identificación de tres perfiles de progresión (adaptativo rápido, progresión constante y adaptación gradual) representa una contribución significativa para la personalización de intervenciones educativas, permitiendo ajustar las estrategias pedagógicas a las características individuales de aprendizaje motor de cada estudiante.

Los resultados relacionados con la transferencia de habilidades del entorno digital a tareas motrices tradicionales contradicen en parte las preocupaciones expresadas en la literatura sobre la posible falta de transferencia en entornos tecnológicos. Las correlaciones significativas entre las métricas del SEMB-IA y el desempeño en escritura manual ($r = 0.71$) y recortado con tijeras ($r = 0.68$) sugieren que las habilidades desarrolladas en el entorno digital se generalizan efectivamente a contextos analógicos. Este hallazgo es particularmente relevante para abordar las críticas de García-Peñalvo y Corell (2024), quienes alertaban sobre el riesgo de que las competencias desarrolladas en entornos digitales no se transfirieran a contextos educativos tradicionales.

La alta satisfacción docente reportada ($M = 4.3/5.0$) y el índice de adopción del 87.5% reflejan una aceptación notable del ecosistema de IA, superando los niveles de adopción tecnológica típicamente reportados en la literatura para intervenciones educativas con tecnología avanzada. Estos resultados coinciden con los de Hinojo-Lucena et al. (2022) en cuanto a la importancia de la usabilidad percibida, pero se diferencian en la medida en que los docentes de este estudio destacaron especialmente el valor pedagógico de los datos generados por el sistema, no solo su facilidad

de uso. La categoría de "ventajas en la evaluación objetiva", mencionada por el 100% de los docentes, sugiere que la capacidad de cuantificar aspectos antes invisibles del desarrollo motriz representa un valor agregado fundamental.

El análisis de los factores predictivos del éxito en el desarrollo motriz revela que el tiempo de práctica efectiva ($\beta = 0.45$) y la personalización de actividades ($\beta = 0.38$) emergen como variables críticas, coincidiendo con los postulados de Saritepeci y Durak (2024) sobre la importancia de la práctica deliberada en entornos adaptativos. Sin embargo, este estudio amplía la comprensión existente al demostrar que la personalización basada en perfiles de aprendizaje específicos permite optimizar significativamente el tiempo de práctica requerido para alcanzar los objetivos de desarrollo motor.

Las limitaciones del estudio deben considerarse para una adecuada interpretación de los resultados. El tamaño muestral, aunque adecuado para los análisis estadísticos realizados, limita la generalización de los hallazgos a contextos educativos muy diversos. La duración de 12 semanas, si bien suficiente para detectar efectos significativos, no permite evaluar la permanencia a muy largo plazo de las mejoras, aunque la medición de seguimiento a 30 días mostró una retención superior al 88% de las habilidades adquiridas. La dependencia de infraestructura tecnológica representa otra limitación práctica, particularmente relevante en contextos con recursos limitados, como advierten García-Peñalvo y Corell (2024).

La identificación de desafíos técnicos iniciales por parte del 62.5% de los docentes coincide con las advertencias de Alanezi (2022) sobre la necesidad de considerar las curvas de aprendizaje tecnológico en la implementación de ecosistemas inteligentes. Sin embargo, la superación exitosa de estos desafíos tras 2-3 semanas sugiere que se trata de barreras temporales manejables con el apoyo adecuado. La necesidad de formación continua mencionada por el 75% de los educadores refleja una comprensión madura de que la efectividad de estos sistemas depende de la evolución simultánea de las competencias digitales docentes.

Desde una perspectiva teórica, los resultados apoyan y amplían el marco de aprendizaje motor propuesto por Liu et al. (2023), demostrando que la descomposición de tareas motoras complejas en componentes más simples, facilitada por algoritmos de IA, acelera significativamente el proceso de aprendizaje en contextos educativos reales. La identificación de perfiles de progresión proporciona evidencia empírica para la personalización de las secuencias de aprendizaje, un aspecto teóricamente prometedor pero escasamente documentado en la literatura previa sobre desarrollo motriz en educación infantil.

Las implicaciones prácticas de estos hallazgos son considerables. El modelo implementado ofrece un camino viable para abordar las deficiencias en el desarrollo de la motricidad fina identificadas por Pérez-Sánchez et al. (2023), proporcionando a los educadores herramientas objetivas para la evaluación e intervención temprana. La escalabilidad del sistema, aunque sujeta a consideraciones de infraestructura, representa una oportunidad para reducir las disparidades en el acceso a intervenciones de calidad para el desarrollo motriz, particularmente en contextos con limitado acceso a especialistas en psicomotricidad.

La estabilidad de los resultados en la medición de seguimiento (92% en coordinación visomotora, 88% en precisión del trazo) sugiere que las mejoras no representan efectos temporales, sino consolidación genuina de habilidades motoras. Este hallazgo es particularmente relevante para responder a las preocupaciones sobre la sostenibilidad de las intervenciones tecnológicas en educación, mostrando que los beneficios pueden mantenerse en el tiempo cuando las intervenciones están adecuadamente fundamentadas en principios pedagógicos y de aprendizaje motor.

En cuanto a las especulaciones fundamentadas que se derivan de los resultados, es plausible hipotetizar que la identificación temprana de perfiles de progresión podría permitir intervenciones aún más personalizadas y efectivas, potencialmente reduciendo el tiempo requerido para alcanzar los hitos del desarrollo motriz. Los datos sugieren también que la integración de estos sistemas en la formación docente inicial podría

potenciar significativamente las competencias de los futuros educadores para la evaluación y promoción del desarrollo motriz.

Los resultados de este estudio no solo validan la efectividad del ecosistema de IA implementado, sino que contribuyen significativamente al campo de la tecnología educativa y el desarrollo psicomotor. Los hallazgos proporcionan evidencia empírica sólida para informar políticas educativas sobre la integración de inteligencia artificial en educación infantil, balanceando el potencial transformador con consideraciones prácticas sobre implementación, formación docente y equidad en el acceso. La investigación futura debería explorar la aplicación de este modelo en contextos más diversos y evaluar su efectividad a más largo plazo, así como su potencial para prevenir dificultades de aprendizaje asociadas al desarrollo motriz.

CONCLUSIONES

El estudio permitió concluir que la implementación del ecosistema de inteligencia artificial en el marco pedagógico innovador demostró una efectividad significativa para el desarrollo de la motricidad fina en educación infantil, observándose mejoras sustanciales en coordinación visomotora, presión digital y precisión del trazo que validaron la hipótesis principal de la investigación; se identificaron patrones diferenciados de progresión en el aprendizaje motor que permitieron establecer perfiles estudiantiles específicos y adaptar las intervenciones pedagógicas de manera personalizada según las características individuales de desarrollo; finalmente, la investigación confirmó la viabilidad de integración del ecosistema tecnológico en el contexto educativo real, evidenciando una alta aceptación por parte de la comunidad docente y una adecuada adaptación a las prácticas pedagógicas establecidas, dentro de las limitaciones metodológicas propias del estudio.

REFERENCIAS

Alanezi, M. (2022). An Efficient Framework for Intelligent Learning Based on Artificial Intelligence and IoT. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 17(07), 112–124. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i07.27851>

Bestard Revilla, A., Bell Martínez, K., & Ramos Romero, G. (2022). El programa educa a tu hijo, una vía para desarrollar la psicomotricidad infantil: The program educates your child, a way to develop children's psychomotricity. *Revista Escuela, Familia Y Comunidad*, 1(1). <https://revistas.utmachala.edu.ec/revistas/index.php/escuela-familia-comunidad/article/view/672>

Cabrera Loayza, K. V. (2024). Transformando la Educación Básica: Retos y Perspectivas de la Inteligencia Artificial. *Revista Científica De Salud Y Desarrollo Humano*, 5(2), 01–17. <https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v5i2.113>

Carrillo Puga, S. E., León Reyes, B. B., Ulloa Hernández, T. S., & Villacres Arias, G. E. (2024). El rol de las revistas científicas en la promoción de prácticas pedagógicas innovadoras. *Acción*, 20(Especial), 100-112. <https://accion.uccfd.cu/index.php/accion/article/view/351>

CARRION ARREAGA, E. M., Valle Castro, A. S., Loja Sagbay, D. E., & Orbe Orbe, E. E. (2023). Conductas motrices básicas en el desarrollo del equilibrio y la coordinación en preescolares: Revisión Sistemática: Basic motor behaviors in the development of balance and coordination in preschoolers: a systematic review. *Revista Escuela, Familia Y Comunidad*, 2(1), 51-62. <https://revistas.utmachala.edu.ec/revistas/index.php/escuela-familia-comunidad/article/view/745>

Fernández-García, C., Méndez-Giménez, A., & Martínez-Minguez, L. (2024). Neurofeedback motriz en educación infantil: Efectos en la coordinación visomotora y la atención sostenida. *Revista de Psicodidáctica*, 29(1), 45-53. <https://doi.org/10.1016/j.psicod.2023.11.002>

García-Peñalvo, F. J., & Corell, A. (2024). La brecha digital en la era de la inteligencia

- artificial educativa: Desafíos para la equidad en el aula del siglo XXI. *Comunicar*, 72, 1-12. <https://doi.org/10.3916/C72-2024-01>
- Hernández-Ortega, J., & Álvarez-Herrero, J. F. (2023). Realidad Aumentada y Atención a la Diversidad en Educación Primaria: Una Revisión Sistemática. *EDMETIC*, 12(1), 1-21. <https://doi.org/10.21071/edmetic.v12i1.15432>
- Hinojo-Lucena, F. J., López-Belmonte, J., Moreno-Guerrero, A. J., & Romero-Rodríguez, J. M. (2022). Inteligencia Artificial en Educación: Una Revisión de la Literatura en Revistas Indexadas en WoS. *REICE: Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 20(1), 35-50. <https://doi.org/10.15366/reice2022.20.1.02>
- Jácome López, G. P. (2024). Impacto de la Inteligencia artificial en habilidades cognitivas y socioemocionales en niños de Educación Inicial en Ecuador. *Revista Científica De Salud Y Desarrollo Humano*, 5(4), 01–13. <https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v5i4.427>
- Leon Medrano , D. I., Altamirano Cortez , S. P., Reyes Espinoza, M. G., & Sánchez García , A. M. (2024). Implementación de la Inteligencia Artificial como herramienta pedagógica para la formación profesional de Educación Inicial. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 8(6), 4373-4385. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i6.15166
- León-Reyes, B. B. ., Macias Alvarado, J. M., & Reyes Espinoza, M. G. (2022). Guía pedagógica de atención a la psicomotricidad en preescolares con necesidades educativas especiales. *Un Espacio Para La Ciencia*, 5(1), 91–104. <https://revistas-manglareditores.com/index.php/espacio-para-la-ciencia/article/view/67>
- Leon Reyes , C. F., Rocafuerte Humanante, L. J., Cujilema Lucio, L. P., & LEÓN-REYES, B. B. (2024). 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
- Liu, X., Wang, Z., Li, J., Cangelosi, A., & Yang, C. (2023). Demonstration Learning and Generalization of Robotic Motor Skills Based on Wearable Motion Tracking Sensors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 72, 1-15. <https://doi.org/10.1109/TIM.2023.3288240>
- Lu, Z., Wang, N., & Yang, C. (2025). A Dynamic Movement Primitives-Based Tool Use Skill Learning and Transfer Framework for Robot Manipulation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 22, 1748-1763. <https://doi.org/10.1109/TASE.2024.3370139>
- Martínez-Bello, V. E., & Vega-Perona, H. (2021). Niveles de actividad física y patrones de juego motor en el patio de recreo de educación infantil: Un estudio observacional. *Retos*, 42, 1-9. <https://doi.org/10.47197/retos.v42i0.86324>
- Ng, D., Su, J., & Chu, S. (2023). Fostering Secondary School Students' AI Literacy through Making AI-Driven Recycling Bins. *Education and Information Technologies*, 28, 1-32. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12183-9>
- Ou, Q., & Chen, X. (2024). Investigation and analysis of maker education curriculum from the perspective of artificial intelligence. *Scientific Reports*, 14, 1234. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52302-1>

- 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>
- Pérez-Sánchez, L., Carbonero-Martín, M. A., & Martín-Lobo, P. (2023). Dificultades en la motricidad fina y su relación con el aprendizaje de la lectoescritura en preescolares. *European Journal of Education and Psychology*, 16(1), 1-15.
<https://doi.org/10.32457/ejep.v16i1.2098>
- 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>
- Saritepeci, M., & Durak, H. (2024). Effectiveness of artificial intelligence integration in design-based learning on design thinking mindset, creative and reflective thinking skills: An experimental study. *Education and Information Technologies*, 29, 25175–25209. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12829-2>
- 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>
- Vandevoorde, K., Vollenkemper, L., Schwan, C., Kohlhase, M., & Schenck, W. (2022). Using Artificial Intelligence for Assistance Systems to Bring Motor Learning Principles into Real World