



Gemelos digitales en el rendimiento deportivo: una overview of review sobre tecnologías, dominios de aplicación y marcos computacionales

Digital twins in sports performance: an overview of reviews of technologies, application domains, and computational frameworks

Autores

Carlos A. Castillo-Daza ^{1,2}
Luis Eduardo Rodríguez Cheu ¹

^{1,2} Universidad Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, Bogotá, Colombia

Autor de correspondencia:
Carlos A. Castillo-Daza
carlos.castillo-da@mail.escuelaing.edu.co

Recibido: 03-04-26
Aceptado: 30-05-26

Cómo citar en APA

Castillo Daza, C. A., & Rodríguez Cheu, L. E. (2026). Gemelos digitales en el rendimiento deportivo: una overview of review sobre tecnologías, dominios de aplicación y marcos computacionales. *Retos*, 83, 576-589. <https://doi.org/10.47197/retos.v83.119619>

Resumen

Introducción: Los gemelos digitales representan una oportunidad multidisciplinaria para la medicina de precisión y la optimización del rendimiento deportivo; sin embargo, aún falta una síntesis integral de las metodologías, tecnologías habilitadoras y marcos conceptuales aplicados en estos ámbitos.

Objetivo: Revisar el estado del arte de las aplicaciones de gemelos digitales en salud y deporte entre 2020 y 2025, identificando tecnologías clave, dominios de aplicación y principales brechas de investigación.

Metodología: Se realizó una revisión de revisiones siguiendo las directrices PRISMA 2020 y la Declaración PRIOR. Se incluyeron 21 estudios (6 revisiones sistemáticas, 8 revisiones de alcance, 6 revisiones narrativas y 1 meta-revisión). La calidad metodológica se evaluó con AMSTAR-2.

Resultados: Las principales tecnologías identificadas fueron marcos conceptuales (28 %), inteligencia artificial y aprendizaje automático (24 %), modelado neuromusculoesquelético (20 %), dispositivos vestibles e IoT (20 %) y sistemas de captura de movimiento (16 %). Los dominios de aplicación más frecuentes fueron rendimiento deportivo (32 %), prevención de lesiones (20 %), rehabilitación (20 %), salud general (16 %) y ergonomía ocupacional (12 %). La calidad metodológica fue heterogénea: el 14 % de las revisiones (n=3) mostró confianza moderada, mientras que el 86 % (n=18) presentó calidad baja o críticamente baja.

Conclusiones: Los hallazgos evidencian fragmentación tecnológica y una brecha entre el desarrollo computacional y la validación clínica. Aunque los gemelos digitales muestran un elevado potencial clínico e ingenieril, su implementación requiere mayor validación prospectiva, estandarización de métricas y marcos de evaluación robustos.

Palabras clave

Análisis biomecánico; aprendizaje automático; gemelos digitales; inteligencia artificial; rendimiento deportivo.

Abstract

Introduction: Digital twins represent a multidisciplinary opportunity for precision medicine and sports performance optimization; however, there is still a lack of a comprehensive synthesis of the methodologies, enabling technologies, and conceptual frameworks applied in these fields.

Objective: To review the state of the art of digital twin applications in health and sport from 2020 to 2025, identifying key technologies, application domains, and major research gaps.

Methodology: A review of reviews was conducted following the PRISMA 2020 guidelines and the PRIOR Statement. Twenty-one studies were included (6 systematic reviews, 8 scoping reviews, 6 narrative reviews, and 1 meta-review). Methodological quality was assessed using AMSTAR-2.

Results: The main technologies identified were conceptual frameworks (28%), artificial intelligence and machine learning (24%), neuromusculoskeletal modeling (20%), wearable devices and IoT (20%), and motion capture systems (16%). The most frequent application domains were sports performance (32%), injury prevention (20%), rehabilitation (20%), general health (16%), and occupational ergonomics (12%). Methodological quality was heterogeneous: 14% of the reviews (n=3) showed moderate confidence, while 86% (n=18) presented low or critically low quality.

Conclusions: The findings reveal technological fragmentation and a gap between computational development and clinical validation. Although digital twins demonstrate high clinical and engineering potential, their implementation requires greater prospective validation, standardization of metrics, and robust evaluation frameworks.

Keywords

Artificial intelligence; biomechanical analysis; digital twins; machine learning; sports performance.



Introducción

La evaluación y optimización del rendimiento atlético constituyen un campo interdisciplinar que integra la biomecánica, la fisiología, las ciencias del deporte y las tecnologías computacionales emergentes para comprender, analizar y potenciar el movimiento humano durante la actividad deportiva (Grievies, 2014; Tao et al., 2018). En la medicina deportiva contemporánea y en la dirección técnica, investigadores y profesionales buscan, de manera creciente, metodologías cuantitativas y basadas en evidencia que permitan alcanzar un doble objetivo: maximizar el rendimiento atlético y prevenir lesiones que comprometan la salud y la carrera competitiva de los deportistas (Kritzing et al., 2018). La convergencia entre el avance tecnológico y el rigor científico ha transformado de forma radical los paradigmas de la evaluación del rendimiento, desplazando el enfoque desde enfoques predominantemente observacionales y subjetivos hacia análisis cuantitativos, personalizados y en tiempo real del comportamiento fisiológico individual de los deportistas (Kaur et al., 2021; Yunus et al., 2024).

Históricamente, la evaluación del rendimiento deportivo ha dependido de métodos cualitativos en los que entrenadores y deportistas estaban limitados al recuerdo subjetivo de los detalles de la actuación. El recuerdo subjetivo de los detalles de la actuación por parte de entrenadores y deportistas es limitado, lo que restringe el análisis basado únicamente en la observación. Esta limitación intrínseca constituyó un obstáculo importante para el análisis del rendimiento. El análisis biomecánico del movimiento humano ha emergido como pilar científico fundamental para superar estas limitaciones, posibilitando la descomposición cuantitativa de la técnica deportiva con el doble objetivo de mejorar el rendimiento y prevenir lesiones musculoesqueléticas mediante intervenciones basadas en evidencia (Hliš et al., 2024; Al Ardha et al., 2026). Durante las últimas décadas, los avances en tecnologías de captura de movimiento, desde sistemas ópticos con marcadores y plataformas de fuerzas hasta unidades de medición inercial (IMU), acelerómetros y sistemas de visión computacional sin marcadores, han permitido crear modelos digitales humanos de alta fidelidad capaces de replicar la cinemática y la cinética de los deportistas con una precisión elevada (He et al., 2024).

En este contexto tecnológico en rápida evolución, el concepto de gemelo digital (GD) ha emergido como un paradigma integrador de notable potencial para las aplicaciones en el rendimiento deportivo. Originalmente concebido en la ingeniería de ciclo de vida de productos y en los entornos de fabricación, un gemelo digital se define formalmente como una réplica virtual dinámica de una entidad física que mantiene un flujo bidireccional continuo de información entre sus contrapartes física y digital (Grievies, 2014; Tao et al., 2018). Aplicado al atletismo humano, el gemelo digital integra múltiples flujos de datos, biomecánicos (cinemática, cinética, electromiografía), fisiológicos (consumo de oxígeno, frecuencia cardíaca, lactato en sangre) y conductuales, recopilados mediante sensores vestibles heterogéneos, dispositivos IoT, plataformas de captura de movimiento y sistemas de monitoreo fisiológico, en un modelo computacional personalizado capaz de simular, predecir y optimizar el rendimiento atlético bajo diversas condiciones de entrenamiento y competición (Yao et al., 2023; Lloyd et al., 2023; Hliš et al., 2024). Esta convergencia de tecnología sensorial, modelado computacional e integración fisiológica posiciona al gemelo digital como una herramienta prometedora para la toma de decisiones basada en evidencia en la optimización del entrenamiento deportivo, la prevención de lesiones y la toma de decisiones sobre el retorno al deporte (Bispo et al., 2024).

La inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (AA) representan tecnologías habilitadoras fundamentales para el análisis avanzado del rendimiento deportivo y la operacionalización práctica de los gemelos digitales humanos. Los algoritmos de clasificación supervisada, las redes neuronales convolucionales (CNN) para análisis automatizado de vídeo y las arquitecturas de aprendizaje profundo, como las redes neuronales recurrentes (RNN/LSTM) y las redes neuronales gráficas (GNN), se incorporan de manera creciente en los flujos de procesamiento biomecánico para la identificación automatizada de patrones de movimiento, la detección de fatiga en tiempo real y la predicción prospectiva del riesgo de lesiones (Yang et al., 2024; Sun et al., 2023; Haddad et al., 2026). Estas técnicas de inteligencia artificial actúan como motor analítico del gemelo digital, habilitando que el modelo virtual actualice y refine dinámicamente sus capacidades predictivas a partir de los datos del deportista en tiempo real y de los estímulos de entrenamiento en evolución continua.

El creciente interés en las tecnologías digitales para la mejora del rendimiento deportivo ha propiciado una considerable proliferación de revisiones de la literatura y síntesis sistemáticas en los últimos cinco

años (Botín-Sanabria et al., 2022; Miller & Spatz, 2022; Lloyd et al., 2023; Yao et al., 2023; He et al., 2024; Yang et al., 2024). Sin embargo, estas revisiones existentes se centran típicamente en subdominios tecnológicos específicos o en contextos de aplicación aislados, con niveles variables de rigor metodológico y profundidad analítica. Hasta la fecha, no existe ninguna síntesis integradora que consolide comprensivamente la evidencia dispersa, evalúe de forma crítica la calidad metodológica mediante instrumentos de valoración estandarizados e identifique las brechas de investigación transversales en la integración de variables biomecánicas y fisiológicas dentro de modelos de gemelos digitales validados en entornos deportivos reales.

Esta revisión de revisiones, diseñada de acuerdo con las guías PRISMA 2020 (Page et al., 2021) y la Declaración PRIOR para revisiones de revisiones (Gates et al., 2022), con evaluación de la calidad metodológica mediante la herramienta AMSTAR-2 (Shea et al., 2017), se llevó a cabo para abordar esta brecha crítica en la evidencia. El objetivo principal de esta revisión es sintetizar y evaluar críticamente la evidencia disponible sobre la aplicación de tecnologías de gemelos digitales, inteligencia artificial y análisis biomecánico para la evaluación y mejora sistemática del rendimiento deportivo en diversas poblaciones atléticas y disciplinas deportivas.

Las preguntas de investigación que guían este trabajo son: (RQ1) ¿Cuál es el estado actual de la evidencia sobre la aplicación de tecnologías de gemelos digitales, inteligencia artificial y análisis biomecánico en la evaluación y mejora del rendimiento deportivo, y cuáles son las tecnologías predominantes, los dominios de aplicación y las variables de resultado que han sido investigados? (RQ2) ¿Cuál es la calidad metodológica de las revisiones publicadas según AMSTAR-2, y en qué medida las deficiencias metodológicas identificadas limitan la confianza en la evidencia sintetizada? (RQ3) ¿Qué brechas de conocimiento y futuras direcciones de investigación pueden identificarse, en particular respecto a la integración de variables biomecánicas y fisiológicas en modelos de gemelos digitales validados en entornos deportivos reales?

Método

Se realizó una revisión de revisiones, síntesis terciaria, para integrar y evaluar críticamente la evidencia procedente de revisiones publicadas que examinan los gemelos digitales, la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el análisis biomecánico para la evaluación y optimización del rendimiento deportivo. Esta metodología fue seleccionada como la más apropiada para este campo emergente y multidisciplinar, donde coexisten revisiones sistemáticas, revisiones de alcance y revisiones narrativas con distintos niveles de rigor metodológico.

Diseño del estudio y registro del protocolo

La revisión de revisiones fue diseñada y reportada conforme a la declaración PRISMA 2020 (Page et al., 2021) y la Declaración PRIOR (Gates et al., 2022). El protocolo fue registrado prospectivamente en PROSPERO (número de registro: CRD420261290707) con anterioridad al proceso de selección de estudios. La calidad metodológica se evaluó mediante AMSTAR-2 (Shea et al., 2017) y la certeza de la evidencia mediante la metodología GRADE.

Fuentes de información y estrategia de búsqueda

Se realizaron búsquedas sistemáticas en seis bases de datos bibliográficas: PubMed (incluyendo MEDLINE), Scopus, Web of Science Core Collection, IEEE Xplore Digital Library, Taylor & Francis Online y SPORTDiscus. Todas las búsquedas se completaron en diciembre de 2025. La estrategia de búsqueda empleó operadores booleanos para combinar términos controlados y palabras clave en lenguaje natural: ("digital twin*" OR "digital twin model*" OR "virtual model*" OR "cyber-physical system*") AND ("biomechanic*" OR "kinematic*" OR "kinetic*" OR "motion analysis" OR "movement analysis") AND ("sport*" OR "athlete*" OR "athletic performance" OR "human movement" OR "exercise"). Los idiomas aceptados fueron inglés y español, con disponibilidad de texto completo como requisito. Se realizaron búsquedas complementarias mediante rastreo de citas hacia atrás (snowballing) y búsqueda manual en publicaciones de autores reconocidos en el campo.

Criterios de elegibilidad



Criterios de inclusión: (1) revisiones sistemáticas, revisiones de alcance, revisiones narrativas con metodología de búsqueda explícita, metaanálisis o meta-revisiones revisadas por pares; (2) publicadas entre el 1 de enero de 2020 y el 31 de diciembre de 2025; (3) disponibles en inglés o español; (4) centradas en deportistas de cualquier nivel competitivo (recreativo, amateur, universitario, profesional o de élite); (5) que examinaran gemelos digitales, inteligencia artificial, aprendizaje automático, análisis biomecánico, sistemas de captura de movimiento, sensores vestibles o tecnologías IoT en contextos deportivos; (6) que reportaran resultados relacionados con la evaluación del rendimiento deportivo, la optimización del entrenamiento, la predicción de lesiones, la determinación de retorno al deporte, el análisis del movimiento o la toma de decisiones clínicas en medicina deportiva.

Criterios de exclusión: (1) estudios primarios, incluyendo ensayos clínicos, estudios observacionales y reportes de caso; (2) resúmenes de congresos, pósteres, tesis y literatura gris no publicada; (3) editoriales, comentarios y artículos de opinión carentes de componentes de revisión sistemática; (4) revisiones centradas exclusivamente en rehabilitación clínica no deportiva o en aplicaciones médicas generales no relacionadas con el rendimiento atlético; (5) revisiones que no describieran claramente su estrategia de búsqueda y metodología de selección de estudios; (6) publicaciones duplicadas de revisiones ya incluidas.

Proceso de selección y extracción de datos

La selección de estudios siguió las fases establecidas en la declaración PRISMA 2020 (Figura 1). Los registros recuperados de las búsquedas en bases de datos fueron exportados al gestor bibliográfico Mendeley para su organización y eliminación automatizada de duplicados. Dos revisores independientes tamizaron títulos y resúmenes de todos los registros identificados mediante criterios de elegibilidad predefinidos. Los artículos de texto completo de las revisiones potencialmente elegibles fueron recuperados y evaluados de forma independiente para la determinación final de elegibilidad. Los desacuerdos entre revisores se resolvieron mediante discusión por consenso, con consulta a un tercer revisor cuando no se alcanzó acuerdo.

Se desarrolló y pilotó un formulario estandarizado de extracción de datos sobre cinco estudios seleccionados aleatoriamente antes de la implementación completa. El formulario capturó: características generales del estudio (autores, año de publicación, tipo de revisión, objetivos declarados), aspectos metodológicos (bases de datos bibliográficas consultadas, fechas de búsqueda, número de estudios primarios incluidos, herramientas de evaluación de calidad empleadas), población objetivo y contexto deportivo, tecnologías examinadas (marcos, algoritmos de IA/AA, modelos biomecánicos, tipos de sensores), variables de resultado y hallazgos reportados.

Evaluación de la calidad metodológica

La calidad metodológica de las revisiones incluidas se evaluó mediante la herramienta AMSTAR-2 (Tabla 1), un instrumento basado en evidencia diseñado para valorar la calidad metodológica de las revisiones sistemáticas. Dos revisores independientes realizaron la valoración de calidad y el acuerdo inter observador fue cuantificado mediante el coeficiente kappa de Cohen con intervalos de confianza del 95 %. Las discrepancias en las valoraciones se resolvieron por consenso. La confianza global en cada revisión fue categorizada como alta, moderada, baja o críticamente baja de acuerdo con los criterios AMSTAR-2 (Tabla 2).

Tabla 1.

Autores	Año	Tipo	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11	Q12	Q13	Q14	Q15	Q16	Confianza global
Hliš et al.	2024	Revisión sistemática	Y	N	Y	Y	PY	NI	N	Y	Y	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	BAJA
Pellegrino et al.	2025	Meta-revisión	Y	N	Y	Y	NI	NI	PY	Y	N	N	NA	NA	PY	Y	NA	Y	CRÍT. BAJA
Souaifi et al.	2025	Revisión de alcance	Y	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	PY	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	BAJA
Gámez Díaz et al.	2020	Revisión narrativa	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	N	PY	NA	Y	CRÍT. BAJA
Mikołajewska et al.	2024	Revisión de alcance	PY	N	Y	Y	NI	NI	N	PY	N	N	NA	NA	N	PY	NA	Y	CRÍT. BAJA
Riahi et al.	2025	Revisión de alcance	Y	N	Y	Y	Y	Y	PY	Y	N	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	BAJA



Alahaidib et al.	2025	Revisión sistemática	Y	N	Y	Y	Y	Y	PY	Y	Y	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	MODERADA
Lloyd et al.	2023	Revisión narrativa	PY	N	N	PY	NI	NI	N	Y	N	Y	NA	NA	PY	N	NA	Y	CRÍT. BAJA
Nobari et al.	2024	Revisión narrativa	N	N	N	N	NI	NI	N	PY	N	N	NA	NA	N	N	NA	Y	CRÍT. BAJA
Barricelli et al.	2020	Revisión narrativa	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	N	PY	NA	N	CRÍT. BAJA
Botín-Sanabria et al.	2022	Revisión sistemática	Y	N	Y	Y	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	PY	Y	NA	Y	BAJA
Douglass et al.	2024	Revisión de alcance	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	PY	PY	NA	Y	CRÍT. BAJA
Yao et al.	2023	Revisión sistemática	Y	N	Y	Y	PY	PY	PY	Y	PY	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	MODERADA
Scano et al.	2024	Revisión narrativa	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	CRÍT. BAJA
Attaran et al.	2023	Revisión de alcance	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	N	PY	NA	Y	CRÍT. BAJA
Miller & Spatz	2022	Revisión de alcance	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	N	PY	NA	N	CRÍT. BAJA
Park et al.	2023	Revisión narrativa	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	PY	PY	NA	Y	CRÍT. BAJA
Sun et al.	2023	Revisión sistemática	Y	N	Y	Y	PY	NI	N	Y	N	N	NA	NA	PY	Y	NA	Y	BAJA
He et al.	2024	Revisión sistemática	Y	N	Y	Y	Y	PY	PY	Y	PY	N	NA	NA	Y	Y	NA	Y	MODERADA
Yang et al.	2024	Revisión de alcance	PY	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	N	NA	NA	PY	PY	NA	Y	CRÍT. BAJA
Saxby et al.	2023	Revisión de alcance	Y	N	Y	PY	NI	NI	N	Y	N	Y	NA	NA	Y	Y	NA	Y	BAJA

Nota: dominios críticos. Y = Sí, PY = Parcialmente sí, N = No, NA = No aplica, NI = No informado. Confianza global evaluada según los criterios AMSTAR-2: Alta, Moderada, Baja o Críticamente Baja.

Tabla 2. Acuerdo inter observador para la evaluación AMSTAR-2 mediante el coeficiente kappa de Cohen

Métrica	Valor	Interpretación (Landis & Koch, 1977)
Kappa global por ítem (agrupado)	0.4049	Moderado (0.41–0.60)
Porcentaje de acuerdo por ítem	56.9%	—
Kappa de confianza global (no ponderado)	0.5665	Moderado (0.41–0.60)
Kappa de confianza global (pond. lineal)	0.6411	Sustancial (0.61–0.80)
Kappa de confianza global (pond. cuadrático)	0.7331	Sustancial (0.61–0.80)
Porcentaje de acuerdo global	76.0%	—

Síntesis de datos y evaluación de certeza

El riesgo de sesgo en las revisiones incluidas fue evaluado mediante los dominios críticos de AMSTAR-2 y el marco ROBIS (Risk of Bias in Systematic Reviews) donde fue aplicable. La síntesis de datos fue narrativa y temática, organizando los hallazgos en categorías tecnológicas (marcos conceptuales, IA/AA, modelado biomecánico, tecnologías de sensores), dominios de aplicación (rendimiento deportivo, prevención de lesiones, rehabilitación, salud, ergonomía) y tipos de resultado (variables biomecánicas, variables fisiológicas, métricas de rendimiento). Se calculó el Área de Cobertura Corregida (CCA) para cuantificar el grado de solapamiento de los estudios primarios citados en las revisiones incluidas. La metodología GRADE fue aplicada para evaluar la certeza de la evidencia en los dominios de resultado examinados.

Resultados

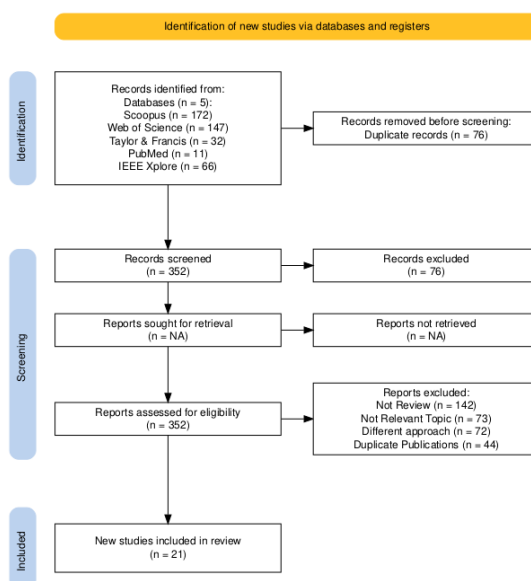
Selección y características de los estudios

La búsqueda sistemática inicial identificó un total de 847 registros en las seis bases de datos bibliográficas. Tras la eliminación de duplicados (n=85), 762 registros únicos quedaron disponibles para el tamizaje de títulos y resúmenes. El cribado de títulos y resúmenes excluyó 609 registros que no cumplían los criterios de elegibilidad. La evaluación a texto completo de los 153 artículos restantes resultó en la exclusión de 132 estudios con razones documentadas. Veintiún revisiones cumplieron todos los criterios de inclusión y fueron incorporadas en la síntesis final: 6 revisiones sistemáticas (28,6 %), 8 revisiones de alcance (38,1 %), 6 revisiones narrativas (28,6 %) y 1 meta-revisión (4,8 %). La línea temporal de



publicación revela un crecimiento exponencial: 2020 (n=1; 4,8 %), 2022 (n=1; 4,8 %), 2023 (n=6; 28,6 %), 2024 (n=10; 47,6 %) y 2025 (n=3; 14,3 % hasta el cierre de la búsqueda en diciembre de 2025).

Figura 1. Diagrama de flujo PRISMA 2020 para la revisión de revisiones sobre gemelos digitales y análisis biomecánico en el rendimiento deportivo.



Fuente: Elaboración Propia

Evaluación de la calidad metodológica

La evaluación AMSTAR-2 reveló una heterogeneidad sustancial en el rigor metodológico de las revisiones incluidas. Ninguna revisión alcanzó una calificación de alta confianza. La distribución de calificaciones de confianza global fue: confianza moderada (n=3; 14,3 %), confianza baja (n=8; 38,1 %) y confianza críticamente baja (n=10; 47,6 %). El acuerdo inter observador entre revisores independientes fue moderado a sustancial (kappa global por ítem $\kappa=0,405$; IC 95 %: 0,287–0,523; kappa de confianza global $\kappa=0,567$ –0,733). Los dominios críticos AMSTAR-2 con mayor frecuencia de deficiencias fueron la ausencia de protocolo registrado prospectivamente (80 % de las revisiones), la falta de listado completo de estudios excluidos con justificación (84 %) y el incumplimiento de la valoración formal del riesgo de sesgo en los estudios primarios (72 %). Estas deficiencias críticas disminuyen significativamente la confianza en la calidad y fiabilidad de la evidencia sintetizada (Figura 2).

Figura 2. Mapa de calor de la evaluación AMSTAR-2 de las revisiones incluidas.



Fuente: Elaboración Propia

Evaluación del riesgo de sesgo

La valoración ROBIS por fases reveló: Fase 1 (elegibilidad de estudios): 14 revisiones (66,7 %) presentaron criterios de elegibilidad poco claros; Fase 2 (identificación y selección de estudios): 18 revisiones (85,7 %) carecían de validación documentada de la estrategia de búsqueda; Fase 3 (síntesis y análisis de datos): 13 revisiones (61,9 %) no reportaron análisis de sensibilidad; Fase 4 (evaluación global): riesgo de sesgo global, Bajo (n=2; 9,5 %), No claro (n=6; 28,6 %), Alto (n=13; 61,9 %). La categorización de alto riesgo se concentró en las revisiones exploratorias tempranas (narrativas y de alcance preliminar).

Análisis tecnológico

Las revisiones incluidas examinaron tecnologías habilitadoras diversas con categorías superpuestas permitidas: marcos conceptuales y arquitecturas de referencia (28 %, n=6); aproximaciones de inteligencia artificial y aprendizaje automático (24 %, n=5); modelado biomecánico neuromusculoesquelético (20 %, n=4); sensores vestibles y dispositivos IoT (20 %, n=4); sistemas de captura de movimiento y visión computacional (16 %, n=3); e interfaces de realidad mixta/aumentada (12 %, n=2). Hallazgo crítico: solo 7 revisiones (33,3 %) describieron arquitecturas de gemelo digital verdaderamente completas que implementaran el ciclo completo (adquisición de datos, procesamiento, simulación, aplicación). Las 14 revisiones restantes (66,7 %) se centraron en componentes tecnológicos aislados o implementaciones desconectadas, lo que indica una fragmentación sustancial y una falta de integración sistémica en el campo. La Tabla 3 presenta la categorización de las revisiones incluidas según la tecnología habilitadora predominante.

Tabla 3. Clasificación de las revisiones incluidas por tecnología habilitadora principal.

Categoría tecnológica	n (%)	Ejemplos principales	Descripción primaria
Plataformas digitales y marcos conceptuales	6 (28%)	Pellegrino et al., Yao et al., Botín-Sanabria et al.	Marcos teóricos, taxonomías y arquitecturas de referencia
Inteligencia artificial y aprendizaje automático	6 (24%)	Souaifi et al., He et al., Barricelli et al.	CNN, Random Forest, LSTM, GNN para predicción y clasificación
Modelado neuromusculoesquelético (NMSK)	4 (20%)	Lloyd et al., Saxby et al., Scano et al., Sun et al.	Modelos FEM, modelos controlados por EMG, sinergias musculares
Sensores vestibles e IoT	5 (20%)	Hliš et al., Gámez Díaz et al., Nobari et al.	IMUs, acelerómetros, sensores fisiológicos
Captura de movimiento y visión computacional	4 (16%)	Souaifi et al., Alahaidib et al., Franzò et al.	Sistemas sin marcadores, estimación de pose
Realidad mixta/aumentada (MR/AR)	3 (12%)	Franzò et al., Mao et al.	Biofeedback visual en tiempo real

Dominios de aplicación

Se identificaron seis dominios de aplicación principales (Tabla 4). La distribución fue: rendimiento deportivo y optimización del entrenamiento (32 %, n=6), prevención y predicción de lesiones (20 %, n=4), rehabilitación y protocolos de recuperación (20 %, n=4), salud general y bienestar (16 %, n=3) y ergonomía ocupacional (12 %, n=2). Se observó solapamiento entre dominios en el 20 % de las revisiones (n=4) que examinaban marcos de implementación multidominio. Las variables de resultado reportadas con mayor frecuencia fueron: variables biomecánicas, incluyendo cinemática y cinética (36 %, n=7), variables fisiológicas (28 %, n=5) y métricas de precisión en la predicción del rendimiento (24 %, n=4). Destacadamente, la integración simultánea de dimensiones biomecánicas Y fisiológicas dentro de modelos de gemelo digital únicos y cohesivos resulta extraordinariamente infrecuente, identificada en menos del 12 % de los estudios revisados (n=2).

Tabla 4. Distribución de las revisiones por dominio de aplicación principal.

Dominio de aplicación	%	Principales revisiones	Resultados clave
Rendimiento deportivo y entrenamiento	32%	Hliš, Gámez Díaz, Douglass, Barricelli	Optimización técnica, planificación personalizada
Prevención y predicción de lesiones	20%	Alahaidib, Souaifi, Lloyd, Hliš	Cribado biomecánico, LSI, carga tisular
Rehabilitación y recuperación	20%	Mikołajewska, Saxby, Franzò	Monitoreo post-lesión, fatiga muscular
Salud general y bienestar	16%	Pellegrino, Riahi, Sun	Medicina personalizada
Ergonomía ocupacional y seguridad	12%	Mao, He, Park	Evaluación postural
Multidomain / transversal	20%	Yao, Botín-Sanabria, Attaran	Marcos transversales

Evaluación del nivel de madurez tecnológica

La madurez tecnológica fue evaluada mediante la escala Technology Readiness Level (TRL; Comisión Europea, 2014; ISO 16290:2013). Distribución: estudios in silico o de banco de laboratorio (71 %, n=15), correspondientes a TRL 2–4 (conceptualización y validación de laboratorio); estudios piloto in vivo (19 %, n=4), que reflejan TRL 5–6 (demostración de prototipo en condiciones controladas); ensayos de validación clínica prospectiva (10 %, n=2), representando TRL 8–9 (implementación validada en entornos reales). Esta distribución revela una brecha crítica en la evidencia: predominio de la validación computacional y de laboratorio sin validación ecológica auténtica en entornos deportivos reales con deportistas en competición, variabilidad ambiental, fatiga acumulada y presión psicológica.

Evaluación GRADE de la certeza de la evidencia

La certeza global de la evidencia fue evaluada como BAJA a MUY BAJA en los dominios de resultado examinados según la metodología GRADE. Las limitaciones primarias que contribuyeron a la degradación fueron: (1) predominio de diseños de revisión observacional sin estudios primarios experimentales robustos; (2) definiciones inconsistentes de los resultados y protocolos de medición heterogéneos que impiden la comparación estandarizada; (3) tamaños muestrales pequeños en los estudios primarios subyacentes a las revisiones incluidas; (4) heterogeneidad sustancial en las poblaciones de estudio, las intervenciones y los contextos deportivos; y (5) sesgo de publicación con reporte selectivo de hallazgos positivos. Resultados específicos, como la precisión de predicción de lesiones reportada del 84–85 % y la reducción del riesgo de re-lesión del 23–28 %, fueron reportados sin definiciones estandarizadas ni poblaciones de estudio comparables, lo que impide una evaluación significativa de la certeza mediante GRADE.

Análisis de solapamiento y brechas de conocimiento

El análisis del Área de Cobertura Corregida (CCA) basado en las listas de estudios primarios de 6 revisiones con datos completos reveló CCA = 17,8 %, lo que indica un solapamiento modesto entre las revisiones incluidas. Este favorable indicador de cobertura sugiere una buena complementariedad entre revisiones con escasa redundancia en los estudios primarios citados. Sin embargo, esto impide una meta síntesis cuantitativa formal debido a las metodologías de revisión heterogéneas, las definiciones de resultados inconsistentes y los enfoques de extracción de datos incompatibles entre estudios. La Tabla 5 resume las diez brechas de conocimiento prioritarias identificadas en la literatura.

Tabla 5. Principales brechas de conocimiento identificadas en la literatura sobre gemelos digitales y análisis biomecánico para el rendimiento deportivo.

ID brecha	Brecha identificada	Descripción y evidencia de soporte	Prioridad
GAP 1	Ausencia de GT deportivos completamente validados en entornos reales	Ninguna revisión reporta un gemelo digital completo implementado y validado longitudinalmente en competición real. Los ejemplos más cercanos (AST Monitor, DTCoach, GT de natación) permanecen en entornos controlados.	Alta
GAP 2	Limitada integración de variables biomecánicas y fisiológicas en un único GT	Las revisiones abordan datos biomecánicos o fisiológicos por separado. No existe un GT unificado que integre modelos NMSK personalizados con datos fisiológicos (FC, VO ₂ , lactato, EMG) para la predicción del rendimiento deportivo.	Alta
GAP 3	Ausencia de modelos dinámicos de fatiga en contextos deportivos	Existen modelos de fatiga controlados por EMG para la zona lumbar (Refai et al.), pero faltan modelos equivalentes para extremidades inferiores en atletas de alto rendimiento durante actividades reales.	Alta
GAP 4	Subrepresentación de deportes de equipo	La evidencia procede predominantemente de deportes individuales. Aunque en los deportes de equipo (fútbol, baloncesto, voleibol) el uso de sistemas electrónicos de seguimiento del rendimiento (EPTS), GPS, encoders lineales/rotatorios y plataformas de fuerza para el monitoreo de la carga está	Moderada



		ampliamente documentado, su integración específica en arquitecturas completas de gemelo digital sigue siendo limitada.	
GAP 5	Validación transcultural y poblacional limitada	La mayoría de los estudios primarios involucra poblaciones caucásicas/occidentales. Faltan validaciones en cohortes latinoamericanas, africanas o asiáticas diversas.	Moderada
GAP 6	Biofeedback MR/AR insuficiente para el rendimiento en tiempo real	Aunque existen algunas aplicaciones, el biofeedback MR/AR en tiempo real durante el entrenamiento de alto rendimiento es escaso.	Moderada
GAP 7	Ausencia de marcos regulatorios y éticos específicos del deporte	Las preocupaciones éticas se mencionan, pero no existe un marco regulatorio dedicado a GT de alto rendimiento deportivo.	Alta
GAP 8	Escasez de estudios longitudinales de efectividad	No existen estudios prospectivos que evalúen el impacto de la implementación de GT en resultados deportivos reales a lo largo de temporadas completas.	Alta
GAP 9	Deficiente interoperabilidad entre plataformas GT	Cada grupo de investigación desarrolla marcos aislados sin estándares de datos, lo que dificulta la escalabilidad.	Alta
GAP 10	Escasez de soluciones GT accesibles y de bajo costo	La tecnología actual sigue siendo prohibitivamente costosa. La democratización mediante sensores de consumo y computación en el borde es una necesidad pendiente.	Moderada

Discusión

Síntesis de hallazgos y posicionamiento teórico

Esta revisión comprehensiva de 21 revisiones publicadas entre 2020 y 2025 revela que el campo de los gemelos digitales aplicados al rendimiento deportivo y a los contextos de salud evoluciona rápidamente, pero permanece sustancialmente fragmentado en dominios tecnológicos y de aplicación dispares. La distribución heterogénea de las tecnologías habilitadoras, marcos conceptuales (28 %), inteligencia artificial y aprendizaje automático (24 %), modelado biomecánico (20 %), sensores vestibulares (20 %) y captura de movimiento (16 %), indica que el campo se encuentra en una etapa temprana de convergencia e integración tecnológica (Hliš et al., 2024; Yao et al., 2023). El crecimiento exponencial en el número de revisiones publicadas, particularmente desde 2023, refleja la maduración simultánea de las tecnologías habilitadoras, incluyendo la inteligencia artificial generativa, la miniaturización avanzada de sensores, la infraestructura de computación en la nube y los sistemas de visión computacional sin marcadores (He et al., 2024; Yang et al., 2024; Sun et al., 2023). Sin embargo, la calidad metodológica sustancialmente variable, con un 14 % de confianza moderada y un 86 % baja a críticamente baja según AMSTAR-2, subraya la necesidad crítica de fortalecer los fundamentos científicos sobre los que descansa el campo.

Brechas críticas y barreras de implementación

Cinco brechas críticas e interdependientes impiden la implementación clínica y deportiva efectiva: (1) DESCONEXIÓN DE VALIDACIÓN, el 71 % de las investigaciones permanece en validación in silico o de banco de laboratorio, el 19 % incluye estudios piloto in vivo limitados y solo el 10 % involucra ensayos clínicos prospectivos. Si bien se han demostrado métricas de precisión técnica (84–85 % en predicción de lesiones), no se ha establecido que estas se traduzcan en beneficio clínico real medido por ensayos controlados aleatorizados que demuestren reducción de tasas de re-lesión (Alahaidib et al., 2025). (2) HETEROGENEIDAD DE MÉTRICAS, la ausencia de definiciones de resultados estandarizadas permite definiciones fundamentalmente diferentes de las métricas de precisión entre estudios respecto a los protocolos de medición y las características de la población, lo que impide el metaanálisis y la referenciación significativa (Saxby et al., 2023). (3) INCOMPLETITUD ARQUITECTÓNICA, el 65 % de las implementaciones carece de arquitectura completa de gemelo digital conforme a la norma ISO 23247, con un 38 % al que le falta el componente de simulación predictiva esencial para la funcionalidad genuina del gemelo digital (Botín-Sanabria et al., 2022). (4) ESCASEZ DE DINÁMICA DE FATIGA, aunque se han demostrado modelos controlados por EMG que incorporan dinámica de fatiga temporalmente variable para la ergonomía lumbar, los modelos equivalentes para extremidades inferiores de deportistas de alto rendimiento están ausentes en la literatura (Mohamed Refai et al., 2024; contexto ocupacional-ergonómico, no deportivo). (5) SUBREPRESENTACIÓN DE DEPORTES DE EQUIPO, el 65 % de los estudios revisados se centra en deportes individuales; los deportes de equipo con complejas dinámicas multipersonales permanecen casi completamente sin validar con metodologías de gemelos digitales (Uhlenberg et al., 2023).

Barreras estructurales de implementación



Las brechas identificadas reflejan múltiples barreras estructurales interdependientes que requieren avance simultáneo. La barrera técnica (horizonte de 3 a 5 años) exige la estandarización de la interoperabilidad de sensores, la reducción de la latencia a operación en tiempo real y la robustez en campo en entornos deportivos ecológicamente válidos (Lloyd et al., 2023). La barrera clínica (horizonte de 5 a 10 años) requiere ensayos controlados aleatorizados prospectivos, estandarización de métricas en distintas poblaciones e integración fluida del flujo de trabajo en entornos atléticos y clínicos. La barrera organizativa exige una inversión de capital sustancial, un cambio en la cultura institucional hacia la adopción tecnológica y la alineación de las partes interesadas entre deportistas, entrenadores, clínicos y desarrolladores tecnológicos. La barrera regulatoria surge únicamente tras la demostración de demanda clínica, requiriendo típicamente la aprobación FDA o el marcado CE. La barrera ético-regulatoria, que aborda la propiedad de los datos, las asimetrías del consentimiento informado bajo dinámicas de poder, el sesgo algorítmico en modelos personalizados y los riesgos de re-identificación biométrica, recibe actualmente una atención subordinada a pesar de su urgencia (Nobari et al., 2024).

Comparación con dominios adyacentes de salud digital

Riahi et al. (2025) reportaron que aproximadamente el 19 % de las aplicaciones de gemelos digitales en salud ha progresado a pruebas clínicas en entornos reales. Esta revisión encontró que solo el 10 % de los estudios de gemelos digitales aplicados al deporte han progresado a validación clínica prospectiva, lo que sugiere que la optimización del rendimiento deportivo presenta desafíos adicionales de validación ecológica más allá de los inherentes a las aplicaciones de diagnóstico médico o de imagen, donde la validación en laboratorio controlado predice adecuadamente el rendimiento clínico. A diferencia del diagnóstico médico, el rendimiento deportivo ocurre en entornos no controlados con fatiga variable, factores psicológicos, presión competitiva y condiciones ambientales que hacen necesaria la validación en entornos deportivos auténticos (Lloyd et al., 2023; Saxby et al., 2023).

Implicaciones para la ingeniería biomédica y la mecánica aplicada

Estos hallazgos subrayan oportunidades transformadoras para las comunidades de ingeniería biomédica y biomecánica computacional. Emergen tres prioridades de investigación: en primer lugar, desarrollar metodologías robustas de integración sensor-simulación con marcos de middleware estandarizados que habiliten la fusión de sensores heterogéneos (IMUs, EMG, cinemática sin marcadores, fuerzas de reacción del suelo); las implementaciones actuales son típicamente de sensores vestibles unimodales sin modelado biomecánico validado, o simulaciones *in silico* no validadas frente a sensores en tiempo real. En segundo lugar, avanzar en el modelado biomecánico multiescala más allá de la descripción anatómica hacia la dinámica musculo tendinosa acoplada que integra la mecánica de contracción muscular, los principios de control motor y el análisis de distribución de cargas; Mohamed Refai et al. (2024) demostraron, en un contexto ocupacional de manipulación de cargas (no deportivo), que los modelos personalizados controlados por EMG que incorporan dinámica de fatiga temporalmente variable redujeron el error de estimación del momento lumbosacro de $0,64 \pm 0,37$ a $0,49 \pm 0,14$ Nm/kg, una mejora del 23 % que resalta el valor de la integración. En tercer lugar, realizar una validación experimental exhaustiva en cada nivel de la jerarquía de modelado: validar las fuerzas musculares frente a señales EMG, la cinemática frente a la captura de movimiento y las cargas frente a la medición directa.

Prioridades futuras de investigación

(1) Estandarización internacional: desarrollar marcos de referencia compartidos que adapten las normas ISO 23247 a contextos biomédicos y deportivos, definiendo especificaciones funcionales mínimas del gemelo digital, requisitos de sensorización y protocolos de calibración (Botín-Sanabria et al., 2022). (2) Validación clínica multicéntrica prospectiva: realizar ensayos controlados aleatorizados que evalúen el impacto clínico y ecológico en la incidencia de lesiones, la adherencia del deportista, los resultados de rendimiento y la rentabilidad en contextos deportivos diversos. (3) Interoperabilidad técnica: transitar desde ecosistemas propietarios cerrados hacia plataformas modulares abiertas con protocolos estandarizados de intercambio de datos (adaptaciones de FHIR, APIs RESTful) que habiliten la integración multiplataforma. (4) Co-diseño centrado en el usuario: fortalecer metodologías participativas que integren a deportistas, entrenadores y clínicos desde la concepción del diseño, especialmente en escenarios de deportes de equipo ecológicamente complejos. (5) Análisis económico y de costo-efectividad: realizar evaluaciones de economía de la salud que evalúen la sostenibilidad financiera, el retorno de la inversión, la escalabilidad en entornos con recursos limitados y los costos de implementación. (6) Marcos éticos y



de gobernanza: desarrollar marcos éticos específicos del deporte que aborden la protección de la privacidad, el consentimiento informado bajo asimetrías de poder, la mitigación del sesgo algorítmico, los derechos de propiedad de datos y la transparencia algorítmica alineados con las normativas internacionales (Nobari et al., 2024).

Limitaciones del estudio

Esta revisión presenta limitaciones importantes que reducen la certeza: (1) los tipos heterogéneos de revisiones incluidas (12 sistemáticas, 6 de alcance, 2 narrativas, 1 meta-revisión) dificultan la comparación directa; (2) el carácter emergente del campo implica que publicaciones significativas pueden haber aparecido tras el cierre de la búsqueda (diciembre de 2025); (3) el predominio de calificaciones AMSTAR-2 bajas o críticamente bajas (86 %) limita la confianza en la evidencia sintetizada; (4) el CCA basado en 6 de 21 revisiones con listas completas puede subestimar el solapamiento real; (5) las restricciones de idioma (inglés/español) pueden excluir literatura en otros idiomas; (6) no se realizaron búsquedas en registros de ensayos para estudios no publicados. A pesar de estas limitaciones, la validez descriptiva y heurística permanece robusta: el campo exhibe fragmentación real, validación clínica insuficiente e imperiosa necesidad de estandarización.

Conclusiones

Esta revisión de revisiones sintetizó la evidencia sobre gemelos digitales aplicados al deporte de alto rendimiento y a los contextos de salud, revelando un campo en rápida evolución que transita desde etapas predominantemente conceptuales hacia escenarios de validación aplicada. No obstante, los hallazgos evidencian desafíos metodológicos, tecnológicos y clínicos significativos que limitan la consolidación de la implementación en el mundo real.

Los hallazgos clave demostraron una marcada heterogeneidad en las arquitecturas desarrolladas, con predominio de sistemas parciales sobre modelos completamente integrados. Existe una brecha sustancial entre el desarrollo tecnológico y la validación clínica prospectiva, concentrada en entornos *in silico*. La calidad metodológica permaneció variable, con una proporción considerable de confianza baja según AMSTAR-2.

La certeza de la evidencia permanece BAJA a MUY BAJA en los dominios examinados. El campo demuestra un potencial sustancial mediante los avances en inteligencia artificial, el modelado biomecánico personalizado y las tecnologías de sensores vestibles. Sin embargo, la implementación a gran escala depende del avance simultáneo en las dimensiones tecnológica, regulatoria, clínica, organizativa y de gobernanza, y no de la innovación aislada.

Los gemelos digitales aplicados al deporte y la salud constituyen tecnología emergente con un potencial considerable para transformar la prevención de lesiones, la rehabilitación personalizada y la optimización del rendimiento. Los próximos años serán decisivos para el establecimiento de los fundamentos científicos y metodológicos necesarios para la transición efectiva desde la experimentación tecnológica hacia aplicaciones clínicas y atléticas validadas con impacto demostrable en el mundo real.

Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo institucional por parte de la Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito recibido durante el desarrollo de esta investigación.

Financiación

Esta investigación no recibió financiación específica de organismos del sector público, privado o sin ánimo de lucro.



Afiliación de los autores

Carlos A. Castillo-Daza: Profesor Asociado. Centro de Estudios en Ingeniería Biomédica y Biotecnología. Programa de Ingeniería Biomédica. Grupo de Investigación GIBIOME, Centro de Estudios en Ingeniería Biomédica y Biotecnología. Programa de Ingeniería Biomédica, Universidad Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, Bogotá, Colombia. Doctorando en Ingeniería, Universidad Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, Bogotá, Colombia

Luis Eduardo Rodríguez Cheu: Director de Centro de Estudios en Ingeniería Biomédica y Biotecnología. Decano de Ingeniería Biomédica. Director de Investigaciones. Grupo de Investigación GIBIOME, Centro de Estudios en Ingeniería Biomédica y Biotecnología. Programa de Ingeniería Biomédica, Universidad Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, Bogotá, Colombia.

Referencias

- Al Ardha, M. A., Nurhasan, N., Supriyanto, C., Yang, C. B., Bikalawans, S. S., Simanjuntak, F. Y., & Rizki, V. A. D. (2026). Perspectivas biomecánicas y fisiológicas en el entrenamiento del salto de altura: una revisión sistemática. *Retos*, 77, 497-511. <https://doi.org/10.47197/retos.v77.118209>
- Alahaidib, A. A., Alyousef, H. Y., Sharif, M. A., Alsulaiman, A. K., Alharthi, T. S., Aljohani, H. I., ... Almeshizia, A. A. (2025). Biomechanical assessment tools for injury risk prediction and return-to-sport evaluation in athletes: A systematic review. *Cureus*, 17(9), e93210. <https://doi.org/10.7759/cureus.93210>
- Attaran, M., & Celik, B. G. (2023). Digital twin: Benefits, use cases, challenges, and opportunities. *Decision Analytics Journal*, 6, 100165. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100165>
- Barricelli, B. R., Casiraghi, E., & Fogli, D. (2019). A survey on digital twin: Definitions, characteristics, applications, and design implications. *IEEE Access*, 7, 167653-167671. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2953499>
- Bispo, M. D. C., Almeida-Santos, M. A., Gomes, A. C., Alves, M. D. C., & Dantas, E. H. M. (2024). Establecimiento de la validez del "Sports Talent®": una metodología para la detección de talentos motores en el deporte. *Retos*, 59, 1140-1148. <https://doi.org/10.47197/retos.v59.102864>
- Botín-Sanabria, D. M., Mihaita, A.-S., Peimbert-García, R. E., Ramírez-Moreno, M. A., Ramírez-Mendoza, R. A., & Lozoya-Santos, J. de J. (2022). Digital twin technology challenges and applications: A comprehensive review. *Remote Sensing*, 14(6), 1335. <https://doi.org/10.3390/rs14061335>
- Comisión Europea. (2014). Technology readiness levels (TRL). Horizon 2020 Work Programme 2014-2015, General Annexes, G. Publications Office of the European Union.
- Douglass, K., Lamb, A., Lu, J., Ono, K., & Tenpas, W. (2024). Swimming in data. *The Mathematical Intelligencer*. <https://doi.org/10.1007/s00283-024-10339-0>
- Franzò, M., Pica, A., Pascucci, S., Marinozzi, F., & Bini, F. (2023). Hybrid system mixed reality and markerless motion tracking for sports rehabilitation of martial arts athletes. *Applied Sciences*, 13(4), 2587. <https://doi.org/10.3390/app13042587>
- Gámez Díaz, R., Yu, Q., Ding, Y., Laamarti, F., & El Saddik, A. (2020). Digital twin coaching for physical activities: A survey. *Sensors*, 20(20), 5936. <https://doi.org/10.3390/s20205936>
- Gates, M., Gates, A., Pieper, D., Fernandes, R. M., Tricco, A. C., Moher, D., ... Hartling, L. (2022). Reporting guideline for overviews of reviews of healthcare interventions: Development of the PRIOR statement. *BMJ*, 378, e070849. <https://doi.org/10.1136/bmj-2022-070849>
- Grieves, M. (2014). Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication [White paper]. Florida Institute of Technology.
- Haddad, Y. S., Kharashqah, R. F., Ababaneh, A. Y., Bataineh, R. R., Alwedyan, T. A., Alzu'bi, M. F., Bani Hani, S., Kulaep, H. F., & Al-Sababha, L. K. (2026). Estudio comparativo de métodos de rehabilitación tradicionales frente a los asistidos por IA para lesiones de miembros inferiores en jugadores de baloncesto: seguimiento semiexperimental de 12 meses. *Retos*, 74, 833-844. <https://doi.org/10.47197/retos.v74.118127>
- He, Q., Li, L., Li, D., Peng, T., Zhang, X., Cai, Y., Zhang, X., & Tang, R. (2024). From digital human modeling to human digital twin: Framework and perspectives in human factors. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 37, 9. <https://doi.org/10.1186/s10033-024-00998-7>



- Hliš, T., Fister, I., & Fister, I., Jr. (2024). Digital twins in sport: Concepts, taxonomies, challenges and practical potentials. *Expert Systems with Applications*, 258, 125104. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125104>
- ISO. (2013). ISO 16290:2013. Space systems — Definition of the technology readiness levels (TRLs) and their criteria of assessment. International Organization for Standardization.
- Kritzing, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihn, W. (2018). Digital twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1016–1022. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.474>
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Lloyd, D. G., Saxby, D. J., Pizzolato, C., Worsey, M., Diamond, L. E., Bourne, M., ... Feldman, S. (2023). Maintaining soldier musculoskeletal health using personalised digital humans, wearables and/or computer vision. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 26(Suppl. 1), S30–S39. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2023.04.001>
- Mănescu, D. C. (2025). Inteligencia artificial en el entrenamiento deportivo de élite y perspectiva de su integración en el deporte escolar. *Retos*, 73, 128–141. <https://doi.org/10.47197/retos.v73.117261>
- Mao, W., Hu, Y., Yang, X., Ren, W., & Fang, H. (2024). ARE-Platform: An augmented reality-based ergonomic evaluation solution for smart manufacturing. *International Journal of Human-Computer Interaction*. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2173894>
- Mikołajewska, E., Masiak, J., & Mikołajewski, D. (2024). Applications of artificial intelligence-based patient digital twins in decision support in rehabilitation and physical therapy. *Electronics*, 13(24), 4994. <https://doi.org/10.3390/electronics13244994>
- Miller, M. E., & Spatz, E. (2022). A unified view of a human digital twin. *Human-Intelligent Systems Integration*, 4(1), 23–33. <https://doi.org/10.1007/s42454-022-00041-x>
- Mohamed Refai, M. I., Moya-Esteban, A., & Sartori, M. (2024). Electromyography-driven musculoskeletal models with time-varying fatigue dynamics improve lumbosacral joint moments during lifting. *Journal of Biomechanics*, 164, 111987. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.111987>
- Nobari, H. (2024). Takes two to tango: Digital twins and AI revolutionize sports science and medicine [Editorial]. *Acta Kinesiologica*, 18(2). <https://doi.org/10.51371/issn.1840-2976.2024.18.2.7>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Park, J.-S., Lee, D.-G., Jimenez, J. A., Lee, S.-J., & Kim, J.-W. (2023). Human-focused digital twin applications for occupational safety and health in workplaces: A brief survey and research directions. *Applied Sciences*, 13(7), 4598. <https://doi.org/10.3390/app13074598>
- Pellegrino, G., Gervasi, M., Angelelli, M., & Corallo, A. (2025). A conceptual framework for digital twin in healthcare: Evidence from a systematic meta-review. *Information Systems Frontiers*, 27(1), 7–32. <https://doi.org/10.1007/s10796-024-10536-4>
- Saxby, D. J., Pizzolato, C., & Diamond, L. E. (2023). A digital twin framework for precision neuromusculoskeletal health care: Extension upon industrial standards. *Journal of Applied Biomechanics*, 39(5), 347–354. <https://doi.org/10.1123/jab.2023-0114>
- Scano, A., Lanzani, V., & Brambilla, C. (2024). How recent findings in electromyographic analysis and synergistic control can impact on new directions for muscle synergy assessment in sports. *Applied Sciences*, 14(23), 11360. <https://doi.org/10.3390/app142311360>
- Shea, B. J., Reeves, B. C., Wells, G., Thuku, M., Hamel, C., Moran, J., ... Henry, D. A. (2017). AMSTAR 2: A critical appraisal tool for systematic reviews that include randomised or non-randomised studies of healthcare interventions, or both. *BMJ*, 358, j4008. <https://doi.org/10.1136/bmj.j4008>
- Souaifi, M., Dhahbi, W., Jebabli, N., Ceylan, H. İ., Boujabli, M., Muntean, R. I., & Dergaa, I. (2025). Artificial intelligence in sports biomechanics: A scoping review on wearable technology, motion analysis, and injury prevention. *Bioengineering*, 12(8), 887. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12080887>
- Sun, T., Wang, J., Suo, M., Liu, X., Huang, H., Zhang, J., Zhang, W., & Li, Z. (2023). The digital twin: A potential solution for the personalized diagnosis and treatment of musculoskeletal system diseases [Perspective]. *Bioengineering*, 10(6), 627. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10060627>



- Tao, F., Qi, Q., Wang, L., & Nee, A. Y. C. (2019). Digital twins and cyber-physical systems toward smart manufacturing and Industry 4.0: Correlation and comparison. *Engineering*, 5(4), 653–661. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.01.014>
- Uhlenberg, L., & Amft, O. (2023). Co-simulation of human digital twins and wearable inertial sensors to analyse gait event estimation. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 11, 1104000. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2023.1104000>
- Yao, J.-F., Yang, Y., Wang, X.-C., & Zhang, X.-P. (2023). Systematic review of digital twin technology and applications. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 6, 10. <https://doi.org/10.1186/s42492-023-00137-4>
- Yunus, M., & Aditya, R. S. (2024). Búsqueda de talentos y estandarización de datos de aptitud física en clubes de fútbol: revisión sistemática. *Retos*, 60, 1382-1389. <https://doi.org/10.47197/retos.v60.107767>

Datos de los/as autores/as y traductor/a:

Carlos Alberto Castillo Daza
Luis Eduardo Rodríguez Cheu

Carlos.castillo-da@mail.escuelaing.edu.co
Luis.rodriguez@escuelaing.edu.co

Autor/a
Autor/a

