[REV. MED. CLIN. CONDES - 2026; 37(4) 457-469]

REVISTA MÉDICA CLÍNICA LAS CONDES
https://www.journals.elsevier.com/revista-medica-clinica-las-condes



REVISIÓN / REVIEW

Inteligencia artificial en kinesiología: aplicaciones, oportunidades y barreras: una revisión narrativa

Artificial intelligence in kinesiology: applications, opportunities and barriers. A narrative review

Dante Gil Z.,PT[a]✉; Andrés Giglio [b,c,d].

[a] Centro de Pacientes Críticos, Clínica Las Condes. Santiago, Chile.
[b] Facultad de Medicina, Universidad Finis Terrae. Santiago, Chile.
[c] Unidad Multidisciplinar de Sepsis, Hospital Son Llatzer. Palma de Mallorca, España.
[d] Instituto de Investigación Sanitaria Illes Balears. Palma de Mallorca, España.

INFORMACIÓN DEL ARTÍCULO

Historia del Artículo:
Recibido: 10/05/2026
Aceptado: 10/08/2026

Keywords:
Artificial Intelligence; Machine Learning; Kinesiology; Physical Therapy; Rehabilitation; Clinical Reasoning.

Palabras clave:
Inteligencia Artificial; Aprendizaje Automático; Kinesiología; Fisioterapia; Rehabilitación; Razonamiento Clínico.

RESUMEN

La inteligencia artificial (IA) empieza a incorporarse a la práctica kinésica. Esta revisión narrativa mapea su estado actual en cuatro dimensiones de la práctica profesional: evaluación funcional, intervención terapéutica, predicción pronóstica y apoyo a la documentación y la decisión. Se examina además la evidencia en áreas emergentes de la disciplina, oncológica, piso pélvico y maxilofacial, donde el desarrollo resulta incipiente. La evidencia 2022–2026 permite afirmar beneficios en objetivación de la evaluación, monitoreo continuo y reducción de la carga documental, con tamaños de efecto pequeños en las aplicaciones terapéuticas. Persisten brechas relevantes: validación externa insuficiente, sesgo algorítmico en poblaciones no representadas, adopción profesional rezagada e interpretabilidad limitada de los modelos opacos. Se sistematiza el marco de gobernanza aplicable, que incluye la guía de la Organización Mundial de la Salud, el Reglamento Europeo de IA, la Política Nacional de Inteligencia Artificial de Chile y la Ley 21.719. Se concluye que estas herramientas operan como insumos del razonamiento clínico y no como sustitutos del criterio profesional, y que Chile dispone de infraestructura y marco programático pero carece todavía de producción científica local que permita validar y adaptar estos modelos.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is entering routine kinesiology practice. This narrative review maps its current status across four dimensions of professional practice: functional assessment, therapeutic intervention, prognostic prediction, and support for documentation and decision-making. Evidence in emerging areas of the discipline, namely oncology, pelvic floor, and maxillofacial rehabilitation, is also examined and found to be incipient. Evidence published between 2022 and 2026 supports

✉ Autor para correspondencia
Correo electrónico: dantegilz@gmail.com

https://doi.org/10.1016/j.rmclc.2026.08.002
e-ISSN: 2531-0186/ ISSN: 0716-8640/© 2026 Revista Médica Clínica Las Condes.
Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-ND
(http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

benefits in assessment objectivity, continuous monitoring and reduced documentation burden, with small effect sizes in therapeutic applications. Substantial gaps persist: insufficient external validation, algorithmic bias in underrepresented populations, lagging professional adoption, and limited interpretability of opaque models. The applicable governance framework is systematised, including World Health Organization guidance, the European Union AI Act, Chile's National Artificial Intelligence Policy and Law 21,719. We conclude that these tools operate as inputs to clinical reasoning rather than substitutes for professional judgement, and that Chile has the infrastructure and policy framework but still lacks the local scientific output needed to validate and adapt these models.

INTRODUCCIÓN

La kinesiología vive del juicio entrenado. El terapeuta evalúa la marcha mirando, percibe la rigidez al palpar, escucha la auscultación y decide cuándo movilizar a un paciente crítico combinando signos clínicos y experiencia acumulada. Ese proceso, que la literatura denomina razonamiento clínico, ha sido durante décadas el mayor activo de la disciplina y también su mayor limitación: frente al mismo paciente, dos kinesiólogos pueden llegar a conclusiones distintas.

En los últimos años algo empezó a cambiar. La inteligencia artificial (IA) ejecuta hoy tareas que hasta hace poco eran territorio exclusivo del juicio humano: medir la calidad de un patrón de marcha desde un video con teléfono celular, distinguir una crepitación de una sibilancia, predecir quién tolerará la extubación. La pregunta ya no es si la IA tendrá un lugar en la práctica kinésica, sino qué lugar, con cuánto rigor y bajo qué condiciones.

Conviene precisar el término, que se emplea con acepciones dispares. El Reglamento Europeo de IA, siguiendo la formulación de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), define un sistema de IA como un sistema basado en máquinas que infiere, a partir de los datos que recibe, cómo generar predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones capaces de influir en su entorno, con distintos grados de autonomía y adaptabilidad[1]. La Organización Mundial de la Salud (OMS) añade que en el ámbito sanitario su desempeño depende de la calidad y la representatividad de los datos de entrenamiento[2]. De ambas definiciones se desprende un núcleo relevante para el clínico: un sistema de IA no razona sobre principios fisiopatológicos, sino que infiere regularidades estadísticas a partir de ejemplos previos.

El campo crece con rapidez. Una revisión de alcance sintetizó 704 estudios sobre aprendizaje automático en recuperación posterior a un accidente cerebrovascular[3], y la revisión sistemática viva de Morone y colaboradores advierte que la mayoría de los desarrollos se concentra en neurorrehabilitación y que se repiten tres barreras: sesgos en los datos de entrenamiento, validación externa insuficiente y modelos que operan como cajas negras[4]. La rehabilitación llega tarde respecto de la radiología o la cardiología, lo que ofrece una ventaja: ingresa al campo cuando los entusiasmos iniciales ya se calibraron y cuando los marcos regulatorios empiezan a establecer reglas[1,2,5].

Esta revisión narrativa busca ofrecer al kinesiólogo clínico un mapa crítico y actualizado de esa relación en 2026, organizado por cuatro dimensiones de la práctica profesional y no por sistemas corporales: qué hace la IA cuando el kinesiólogo evalúa, cuando interviene, cuando predice y cuando documenta (figura 1). Interesa distinguir con criterios explícitos lo que ya cuenta con respaldo empírico de lo que aún está en desarrollo, e identificar las brechas metodológicas, éticas y regulatorias que condicionan su incorporación en Chile y Latinoamérica.

METODOLOGÍA

Esta es una revisión narrativa, no sistemática. Se consultaron PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, Cochrane Library, PEDro, SciELO y Google Scholar entre enero de 2015 y mayo de 2026, con énfasis en publicaciones de 2024-2026. Los términos de búsqueda combinaron descriptores de inteligencia artificial, aprendizaje automático, aprendizaje profundo y modelos de lenguaje con descriptores de kinesiología, fisioterapia, rehabilitación, terapia respiratoria, cuidados críticos, neurorrehabilitación, análisis de marcha, dispositivos vestibles y telerrehabilitación. La selección final fue intencional: se priorizaron revisiones sistemáticas, meta-análisis y estudios primarios en revistas indexadas, complementados con literatura iberoamericana relevante para el contexto regional.

La búsqueda incluyó de forma deliberada descriptores de áreas emergentes de la disciplina (kinesiología oncológica, rehabilitación de piso pélvico y kinesiología maxilofacial), con el propósito de verificar si la concentración temática observada respondía a una limitación de la estrategia de búsqueda o a la distribución real de la evidencia. Los resultados de esa exploración se exponen en la sección "Áreas emergentes: dónde la evidencia es todavía incipiente". Se reconoce que, por tratarse de una revisión narrativa,



Figura 1. Lugar de la inteligencia artificial en el razonamiento clínico kinésico

La vía algorítmica aporta una salida probabilística que no incorpora metas, preferencias ni comorbilidades no codificadas. Ambas vías convergen en el razonamiento clínico, y la decisión permanece en el profesional.

la selección de estudios no está exenta del sesgo del autor; para mitigarlo se privilegiaron diseños de mayor jerarquía metodológica, se explicitan en cada apartado las limitaciones de los estudios citados y se declara de manera expresa cuándo la evidencia disponible resulta insuficiente para sostener una conclusión.

MARCO CONCEPTUAL

Los términos de este campo se usan a veces como sinónimos sin serlo. La tabla 1 los ordena y asocia cada uno a un ejemplo kinésico.

La diferencia funcional que importa al clínico es simple: los modelos predictivos clásicos analizan datos numéricos o señales, mientras que los generativos producen contenido nuevo a partir de instrucciones en lenguaje natural.

Tres factores explican la aceleración de este desarrollo entre 2018 y 2022: la digitalización masiva de datos clínicos, la caída del costo computacional y la arquitectura transformadora descrita en 2017. El lanzamiento de ChatGPT en noviembre de 2022 fue menos una novedad técnica que un fenómeno de adopción masiva. La figura 2 sitúa esa evolución en perspectiva y distingue los hitos técnicos de los que corresponden a la aplicación en salud y a su gobernanza. La kinesiología llega a este campo cuando apenas construye sus primeras bases de datos estandarizadas y sus primeras validaciones externas, lo que también supone una ventaja: los errores típicos ya están documentados y los estándares de reporte específicos para IA, TRIPOD+AI[6] y CONSORT-AI[7], ya existen.

Un concepto resulta imprescindible para el resto de la revisión. El razonamiento clínico es el proceso mediante el cual el kinesiólogo integra anamnesis, examen físico, pruebas complementarias y contexto biopsicosocial para generar hipótesis, jerarquizarlas y decidir bajo incertidumbre. El criterio clínico es la capacidad de juicio que pondera esa información cuando la evidencia disponible resulta incompleta, contradictoria o no aplicable al caso individual. La distinción importa porque un modelo de IA, incluso el de mayor exactitud reportada, no ejerce razonamiento clínico: genera una salida probabilística a partir de regularidades aprendidas en una población de entrenamiento, sin representación del paciente concreto, de sus metas funcionales ni de las comorbilidades no codificadas en los datos. Por eso, a lo largo del texto estas herramientas se sitúan como insumos del razonamiento clínico, sujetos a la validación del criterio profesional.

Tabla 1. Glosario operativo de términos

Término	¿Qué es?	Ejemplo en kinesiología
Inteligencia artificial (IA)	Paraguas general: máquinas que ejecutan tareas que normalmente requieren cognición humana.	Comprende todos los casos siguientes.
Aprendizaje automático (*machine learning*)	Técnicas que aprenden patrones a partir de ejemplos en lugar de seguir reglas explícitas.	Un algoritmo procesa miles de registros de marcha hemiparética y aprende a reconocerla sin que nadie le programe qué buscar.
Aprendizaje profundo (*deep learning*)	Rama del aprendizaje automático basada en redes neuronales de muchas capas. Eficaz con datos complejos.	Clasificación de sonidos pulmonares desde el registro de un estetoscopio electrónico.
Redes neuronales convolucionales	Arquitectura de aprendizaje profundo dominante para imágenes.	Estimación de postura corporal desde video estándar.
Redes recurrentes y transformadores	Arquitecturas apropiadas para datos secuenciales.	Análisis de señales de electromiografía o de flujo respiratorio en el tiempo.
Modelos de lenguaje de gran escala (LLM)	Modelos entrenados con grandes volúmenes de texto, capaces de conversar, redactar y resumir sin entrenamiento específico por tarea.	Consulta sobre el manejo de una tendinopatía.
IA generativa	Término más amplio: incluye los LLM y también modelos que generan imágenes, video, audio o código.	Conversión de una nota de voz en una evolución estructurada.

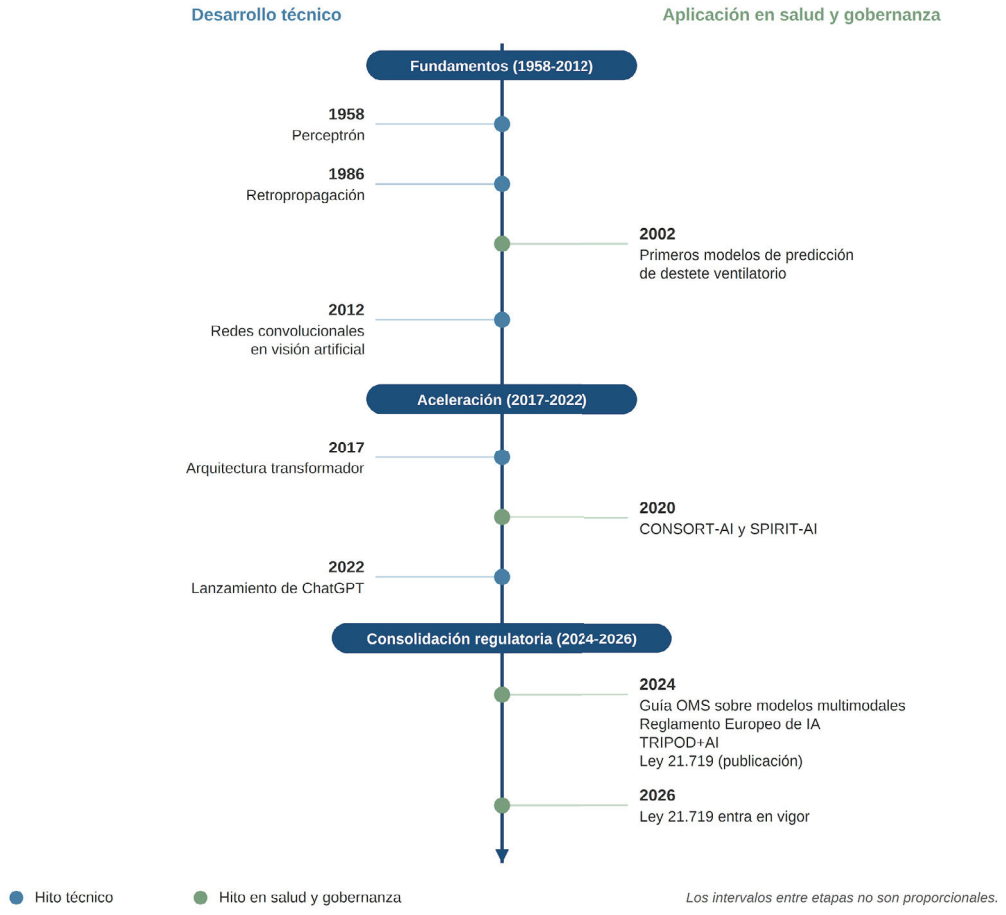

Figura 2. Evolución del campo en tres etapas

Columna izquierda, hitos del desarrollo técnico; columna derecha, hitos de la aplicación en salud y su gobernanza. Los intervalos entre etapas no guardan proporción con la escala temporal real.

CUATRO DIMENSIONES DE LA IA EN KINESIOLOGÍA

La figura 1 esquematiza estas cuatro dimensiones. La tabla 2 presenta una situación clínica representativa de cada una, con el aporte específico de la herramienta y la decisión que permanece en manos del kinesiólogo.

Evaluación funcional

La promesa más concreta de la IA en kinesiología es la objetivación de la evaluación. Lo que el ojo entrenado percibe como marcha rígida o patrón antiálgico puede ahora cuantificarse con sensores y algoritmos.

Valoración postural por visión computacional. Un equipo del Cardiff and Vale Orthopaedic Centre desarrolló BACK-to-MOVE, un modelo que clasifica el dolor lumbar inespecífico desde un video estándar mediante estimación de postura corporal. Alcanzó una exactitud del 93,98%, sensibilidad del 96,49% y especificidad del 88,46% frente a consenso experto[8]. En sarcopenia, un estudio con 129 adultos mayores demostró que la potencia derivada de la prueba de sentarse y pararse, calculada con estimación de postura desde video de teléfono inteligente, correlaciona con la fuerza muscular medida por dinamometría[9]. Ambos modelos fueron entrenados y validados en cohortes europeas y asiáticas, sin validación en población latinoamericana.

Sensores inerciales en el análisis de la marcha. Los acelerómetros y giroscopios miniaturizados que se adhieren al cuerpo, combinados con aprendizaje automático, permiten cuantificar la marcha fuera del laboratorio. Una revisión sistemática de treinta estudios mostró potencial real, con precisión predictiva elevada para riesgo de caída y deterioro de la movilidad, aunque advirtió que la estandarización de la colocación, el procesamiento de la señal y la validación en contextos reales siguen siendo desafíos abiertos[10].

Imagen y señales musculoesqueléticas. Las redes neuronales convolucionales aplicadas a radiografías, ecografías y resonancias son hoy una realidad operativa, aunque su uso primario está en radiología. Para el kinesiólogo resultan más relevantes las aplicaciones que integran imagen con señales corporales, electromiografía, presión plantar y video, para producir evaluaciones funcionales más completas[11].

Sonidos pulmonares. La auscultación es una de las habilidades más subjetivas del repertorio respiratorio. Un meta-análisis de 41 estudios sobre modelos de IA aplicados a sonidos pulmonares pediátricos reportó una sensibilidad agrupada de 0,902 (IC 95%: 0,726-0,970) y una especificidad de 0,955 (IC 95%: 0,762-0,993) para la detección de sibilancias[12]. En una comparación directa sobre 522 registros de 50 pacientes pediátricos, una red neuronal superó a un grupo de cinco pediatras en la detección de los cuatro fenómenos evaluados, con sensibilidad media de 76,5% frente a 63,5% y valor F1 de 62,5% frente a 54,2%[13]. Una revisión previa sobre bases de datos públicas había reportado rangos de precisión entre 49% y 100% para discriminación de sonidos[14]. La amplitud de esos rangos obliga a la cautela: refleja heterogeneidad sustancial en bases de datos, condiciones de registro y definiciones de referencia, y ambos trabajos coinciden en que la validación externa sigue siendo escasa.

Pruebas funcionales mediante teléfono inteligente. La prueba de marcha de seis minutos, el sentarse y pararse y el *Timed Up and Go* están siendo automatizados con la cámara y los sensores del

Tabla 2. Situaciones clínicas ilustrativas de las cuatro dimensiones

Dimensión	Situación clínica	Aporte de la herramienta	Decisión que conserva el kinesiólogo
1. Evaluación funcional	Control ambulatorio por dolor lumbar crónico en una paciente de 68 años. Se registra con teléfono la ejecución de cinco repeticiones de sentarse y pararse.	Estimación de la potencia desarrollada en cada repetición y comparación con valores normativos por edad.	Interpretar el valor a la luz del dolor referido, las comorbilidades y las metas funcionales; definir la prescripción.
2. Intervención	Sesión de neurorrehabilitación con exoesqueleto de miembro superior en hemiparesia posterior a infarto de arteria cerebral media.	Ajuste continuo de la asistencia según señal electromiográfica: reduce el apoyo ante activación suficiente y lo incrementa ante fatiga.	Fijar los parámetros de sesión, evaluar tolerancia y decidir progresión o suspensión.
3. Predicción	Paciente con diez días de ventilación mecánica invasiva tras shock séptico de origen abdominal.	Estimación de la probabilidad de éxito de una prueba de respiración espontánea.	Contrastar la estimación con los criterios convencionales y la evaluación clínica directa antes de decidir.
4. Documentación y decisión	Cierre de sesión y registro en ficha clínica.	Conversión de una nota de voz en una evolución estructurada.	Revisar, corregir y completar el contenido clínico antes de firmar.

teléfono. Una validación temprana de la prueba de marcha mediante GPS y sensores inerciales mostró concordancia aceptable con el test estándar[15]. Para sistemas de salud con población dispersa y accesibilidad geográfica compleja, esta capacidad puede ampliar el monitoreo a distancia.

Intervención terapéutica

En el plano terapéutico la pregunta crítica es cuánto valor agregan estas tecnologías sobre la rehabilitación convencional bien ejecutada.

Neurorrehabilitación posterior a accidente cerebrovascular. Es el dominio con mayor volumen de evidencia. Un meta-análisis de diez estudios con 481 pacientes encontró que combinar herramientas de IA con fisioterapia convencional supera a la fisioterapia sola en la recuperación del miembro superior, con una diferencia media estandarizada de 0,10 (IC 95%: 0,01-0,19; p=0,03)[16]. El tamaño del efecto es pequeño y se sitúa en el límite inferior de la relevancia clínica. Su consistencia en una población heterogénea sugiere un valor incremental real, pero insuficiente por sí solo para justificar decisiones de inversión tecnológica sin evaluación local.

Realidad virtual. La actualización Cochrane de 2025 sintetizó 190 estudios con 7 188 participantes y matiza el entusiasmo. Comparada con terapia convencional manteniendo el tiempo total equivalente, la realidad virtual no muestra diferencia significativa en función de miembro superior (DME 0,07; IC 95%: -0,05 a 0,20; 22 estudios, 1 038 participantes). Sí existe diferencia favorable cuando se añade a la terapia habitual aumentando el tiempo total dedicado (DME 0,49; IC 95%: 0,21-0,77), lo que sugiere que el beneficio proviene de la dosis adicional más que de la modalidad. Para actividades de la vida diaria se observa un efecto pequeño favorable (DME 0,25)[17].

Exoesqueletos con aprendizaje por refuerzo. Una revisión de 37 estudios sobre exoesqueletos de miembro inferior identificó al aprendizaje por refuerzo como el paradigma más prometedor para adaptación dinámica al paciente[18]. A diferencia de los algoritmos supervisados clásicos, que aprenden de ejemplos etiquetados, el aprendizaje por refuerzo optimiza estrategias en tiempo real. La evidencia clínica que respalde esa ventaja teórica es todavía limitada.

Telerrehabilitación domiciliaria. Una revisión de alcance identificó trece estudios sobre programas domiciliarios asistidos por IA orientados a la medición, detección y predicción de resultados[19]. En Chile, la experiencia previa a la incorporación de IA es valiosa: un estudio multicéntrico en siete centros de atención primaria de la Región Metropolitana evaluó telerrehabilitación posterior a COVID-19 en 115 pacientes y reportó mejoría en la prueba de sentarse y pararse de un minuto y en la calidad de vida[20]. Esa infraestructura, con kinesiólogos formados y redes de atención primaria operativas, constituye la base sobre la que la IA puede incorporarse.

Rehabilitación pulmonar asistida por tecnología. Un metaanálisis de dieciséis ensayos controlados aleatorizados con 1 052 pacientes evaluó programas complementados con realidad virtual frente al cuidado habitual. Mejoraron el volumen espiratorio forzado, la disnea y la distancia recorrida en la prueba de marcha de seis minutos (DM 23,49 metros; p<0,001)[21]. Conviene matizar: la diferencia mínima clínicamente importante para esa prueba en pacientes con EPOC se sitúa en torno a los 26 metros, de modo que el efecto agrupado se aproxima pero no alcanza ese umbral.

Predicción pronóstica

Un modelo bien validado puede anticipar quién va a recuperarse, quién se va a deteriorar y quién va a tolerar una intervención. Esta dimensión es particularmente relevante para el kinesiólogo de cuidados intensivos, donde las decisiones se toman con ventanas de tiempo estrechas.

Destete de la ventilación mecánica. Es el dominio predictivo más investigado. Una revisión sistemática de once estudios con 18 336 pacientes identificó a los algoritmos de potenciación del gradiente, en particular *XGBoost*, como los de mejor discriminación, con áreas bajo la curva entre 0,80 y 0,95[22]. Un sistema de IA en dos etapas reportó una reducción de 21 horas en el tiempo de intubación respecto a la práctica estándar, con concordancia sustancial frente al juicio clínico convencional[23]. Una contribución iberoamericana destacable proviene de un grupo colombiano-español que entrenó una red neuronal convolucional sobre la base WEANDB, con flujo respiratorio y electrocardiograma durante la prueba de respiración espontánea transformados mediante *wavelets*, alcanzando una exactitud del 98 ± 1,8%[24]. Esa cifra corresponde a validación interna sobre una base acotada y debe interpretarse con cautela. Una limitación transversal atraviesa este campo: ninguno de los modelos revisados ha sido evaluado de forma prospectiva en la práctica clínica real[22,25].

Extubación en cuidados intensivos pediátricos. Digitale y colaboradores desarrollaron un modelo de aprendizaje automático aumentado por experto, estrategia que incorpora conocimiento clínico estructurado al proceso de entrenamiento, y lo validaron externamente en dos centros[26]. El enfoque responde a una limitación concreta de los modelos opacos: al restringir el espacio de soluciones a relaciones que el clínico considera fisiológicamente plausibles, el modelo conserva capacidad predictiva sin sacrificar interpretabilidad.

Exacerbaciones de EPOC. Una revisión sistemática y metaanálisis publicada en Lancet Digital Health evaluó modelos de aprendizaje automático y profundo para predicción de progresión a largo plazo, y advirtió que la evidencia de superioridad sobre los puntajes clínicos preexistentes es limitada y que el cumplimiento de las guías de reporte sigue siendo bajo[27]. En el ámbito clínico directo, un modelo de aprendizaje automático aplicado a datos autorreportados por los pacientes mediante una aplicación de salud digital mostró capacidad para anticipar eventos de exacerbación[28]. Para el kinesiólogo respiratorio, esto modifica la lógica del seguimiento ambulatorio: en lugar de controles programados por calendario, intervención dirigida por estratificación de riesgo.

Debilidad adquirida en la unidad de cuidados intensivos. Es un área donde el kinesiólogo es protagonista del diagnóstico y el manejo. Un estudio brasileño prospectivo en una unidad terciaria, con 97 pacientes ventilados al menos siete días, encontró una prevalencia del 78,4%[29]. Un *Perme Score* igual o menor a 9 detectó debilidad con un AUC de 0,836 (sensibilidad 76,3%, especificidad 71,4%), y los modelos de aprendizaje automático confirmaron ese puntaje como la variable individual más significativa, junto con SAPS 3, glucosa, lactato y duración de la ventilación. El hallazgo ha sido objeto de discusión metodológica: una carta posterior en la misma revista cuestionó la factibilidad del *Perme Score* como criterio de clasificación de debilidad muscular en el paciente crítico[30]. Ese debate es saludable y refleja la etapa de maduración en que se encuentra el campo.

Adherencia a presión positiva continua en ventilación no invasiva domiciliaria. Para el kinesiólogo que sigue pacientes con apnea del sueño o ventilación domiciliaria, predecir adherencia es estratégico. Un estudio de telemonitorización identificó que la variabilidad mensual de la adherencia estratifica el comportamiento a 6 y 12 meses mejor que la media mensual aislada[31]. La aplicación práctica es inmediata: focalizar el contacto proactivo en los pacientes identificados en riesgo de abandono, en lugar de distribuir el recurso de seguimiento de manera uniforme.

Movilización temprana en cuidados intensivos. La visión computacional aplicada a cámaras de profundidad permite cuantificar automáticamente cuánto y cómo se moviliza un paciente, en un campo donde la adherencia a protocolos suele ser subóptima por sobrecarga del personal[32]. La integración de dispositivos vestibles, sensores ambientales y video en la evaluación de agudeza es otra línea emergente[33].

Documentación, decisión y educación

Esta dimensión es la más reciente y la que evoluciona con mayor rapidez.

Modelos de lenguaje y concordancia con guías clínicas. Una de las primeras evaluaciones sistemáticas comparó las respuestas de ChatGPT-4 con guías de práctica clínica vigentes en fisioterapia musculoesquelética, sobre 30 preguntas distribuidas en miembro superior, miembro inferior y columna. La concordancia global fue del 80%, con marcada heterogeneidad por dominio: 100% en miembro superior, 87% en miembro inferior y 60% en condiciones espinales. La confiabilidad intraobservador, con kappa entre 0,63 y 0,70, fue buena pero no perfecta[34].

La interpretación de estos resultados exige varias precisiones. Primera, una concordancia global del 80% implica que aproximadamente una de cada cinco respuestas se aparta de la recomendación vigente, proporción incompatible con el uso del modelo como fuente autónoma de decisión clínica. Segunda, la caída del desempeño al 60% en patología espinal indica que la exactitud del modelo es proporcional a la densidad y consistencia del conocimiento disponible en su corpus de entrenamiento, de modo que su fiabilidad disminuye precisamente en los dominios donde el clínico más requiere apoyo. Tercero, estos modelos no discriminan entre una recomendación respaldada por ensayos clínicos y una afirmación plausible generada por completación estadística, y pueden producir referencias bibliográficas inexistentes. Cuarta, la evaluación se realizó sobre preguntas estandarizadas y no sobre pacientes reales con comorbilidades, preferencias y contextos particulares. En consecuencia, el uso apropiado de estas herramientas corresponde al de un recurso de consulta documental cuya salida debe verificarse contra las guías de referencia antes de incorporarse al razonamiento clínico.

Documentación clínica. Un estudio prospectivo con 12 terapeutas evaluó el uso de IA generativa para elaboración asistida de notas de evolución[35]. Los resultados son alentadores con cautela: reducción significativa de la carga de trabajo subjetiva medida con NASA-TLX, mejora objetiva en la calidad de la documentación y correlación fuerte entre la reducción de tiempo y el uso de memorandos de voz como insumo ($r=0,71$; $p<0,01$). No hubo diferencia significativa en el tiempo total de documentación, lo que sugiere que el beneficio principal es cognitivo. El tamaño muestral obliga a considerar estos hallazgos como preliminares.

Procesamiento de lenguaje natural en registros clínicos. Una revisión de alcance identificó 52 estudios que aplicaron procesamiento de lenguaje natural a notas de terapia, documentación de enfermería y registros de planificación de cuidados, con el propósito de extraer automáticamente información sobre estado funcional y desenlaces[36]. Para servicios kinésicos hospitalarios, esto puede significar dejar de depender de auditorías manuales para disponer de indicadores actualizados.

Brecha entre actitud y adopción. Una encuesta a 415 fisioterapeutas italianos aporta un dato que ordena la discusión: la gran mayoría conoce los asistentes conversacionales de IA, pero alrededor de dos tercios nunca los ha utilizado clínicamente[37]. Una encuesta paralela en estudiantes de fisioterapia de varios países mostró que la experiencia previa con IA es el predictor más fuerte de aceptación tecnológica[38]. En Chile la implicancia es directa: la formación de pregrado y los programas de educación continua constituyen el principal punto crítico. No se trata de un problema de disponibilidad tecnológica sino de alfabetización profesional.

Áreas emergentes: dónde la evidencia es todavía incipiente

La evidencia sintetizada en las cuatro dimensiones anteriores se concentra en los dominios clásicos de la kinesiología: musculoesquelético, respiratorio y neurorrehabilitación. Esa concentración no responde a una restricción de la estrategia de búsqueda sino a la distribución real de la producción científica disponible.

En kinesiología oncológica existe un cuerpo creciente de modelos predictivos, orientados de manera predominante a la estimación de riesgo más que a la intervención kinésica. Una revisión sistemática con meta-análisis sobre modelos de predicción de linfedema secundario a cáncer de mama identificó múltiples modelos con capacidad discriminativa aceptable, pero advirtió alto riesgo de sesgo y validación externa escasa en la mayoría[39]. Las aplicaciones que evalúen directamente el efecto de la IA sobre programas de ejercicio terapéutico, prehabilitación oncológica o manejo de la fatiga son, hasta la fecha, prácticamente inexistentes en la literatura indexada.

En rehabilitación de piso pélvico el desarrollo se ha concentrado en la automatización de la evaluación por imagen. Redes neuronales convolucionales aplicadas a ultrasonido intracavitario dinámico han mostrado concordancia aceptable con la evaluación visual manual en la medición de estructuras del compartimento anterior[40]. Es un avance relevante para objetivar una evaluación tradicionalmente operador dependiente, pero no se identificaron estudios que vinculen esa objetivación con desenlaces funcionales ni con la toma de decisiones terapéuticas.

En el ámbito maxilofacial la producción es comparativamente más abundante, aunque casi enteramente radicada en el diagnóstico por imagen y liderada por la odontología. Una revisión paraguas sobre IA en trastornos temporomandibulares concluyó que los modelos de aprendizaje profundo alcanzan un desempeño diagnóstico prometedor sobre imágenes, pero identificó heterogeneidad metodológica sustancial y ausencia casi total de validación clínica prospectiva[41]. Las aplicaciones dirigidas al manejo kinésico de estos trastornos, terapia manual, reeducación motora y control del dolor orofacial, no aparecen representadas.

La conclusión de esta exploración es doble. La asimetría es real y atribuible a factores identificables: la IA aplicada a kinesiología se ha desarrollado allí donde existían señales fácilmente digitalizables, bases de datos consolidadas y volumen de pacientes. Esa misma asimetría delimita dónde se ubican las oportunidades de investigación no ocupadas, lo que resulta pertinente para grupos que, como los chilenos, ingresan tardíamente al campo y requieren seleccionar nichos con baja competencia internacional y alto valor clínico local.

Síntesis: ventajas con respaldo empírico

Cinco beneficios emergen de las cuatro dimensiones con respaldo suficiente para afirmarlos.

La objetivación de la evaluación reduce la variabilidad interobservador, históricamente uno de los puntos débiles de la disciplina, en valoración postural, análisis de marcha y clasificación de sonidos pulmonares[8-10,12]. El monitoreo continuo mediante dispositivos vestibles, teléfono inteligente y telerrehabilitación permite seguir al paciente entre sesiones presenciales y amplía la cobertura territorial[15,19,20]. El apoyo documental en dominios bien protocolizados funciona cuando existen guías consolidadas y se degrada de forma sustantiva cuando no las hay[34]. La reducción de la carga cognitiva asociada a la documentación tiene evidencia preliminar favorable, con disminución de la carga percibida sin cambio en el tiempo total[35]. Y la complementariedad: los hallazgos consistentes apuntan en la misma dirección, la IA aporta cuando se combina con el razonamiento clínico y no cuando pretende reemplazarlo. El metaanálisis de neurorrehabilitación encontró superioridad para IA sumada a fisioterapia convencional sobre fisioterapia sola[16], y el sistema de destete reportó concordancia con el juicio clínico, no superioridad aislada[23]. El modelo de práctica que emerge es híbrido.

BRECHAS CRÍTICAS

Validación externa

La crítica metodológica más recurrente es la misma en todas las revisiones consultadas: muchos modelos funcionan bien en la cohorte donde fueron entrenados y se degradan al aplicarse a poblaciones distintas, fenómeno conocido como desplazamiento distribucional. Una revisión de alcance de 42 estudios sobre aprendizaje automático en fisioterapia encontró que solo 3 pusieron a disposición pública el modelo entrenado, y que rara vez se reportaron métricas de rendimiento predictivo, costos de implementación o grado de interpretabilidad clínica[42]. La validación externa multicéntrica sigue siendo la excepción.

Las guías de reporte específicas para IA en salud, TRIPOD+AI[6] y CONSORT-AI[7], buscan cerrar esa brecha. Establecen los ítems mínimos que un estudio de modelo predictivo o un ensayo clínico

con IA debería reportar: descripción del conjunto de datos, manejo de datos faltantes, cálculo de la calibración, validación externa y métricas de equidad. La adherencia sigue siendo baja en la literatura kinésica. Para el lector clínico esto significa que muchos reportes de exactitud elevada descansan sobre datos de entrenamiento y no sobre validación independiente.

Equidad algorítmica

Un modelo de IA reproduce las características de la población con la que fue entrenado. Cuando esa población no representa a aquella en la que el modelo se aplica, el resultado no es un error aleatorio sino un sesgo sistemático que afecta de manera diferencial a determinados grupos. El problema es relevante en Latinoamérica, dado que la mayoría de los modelos disponibles en rehabilitación se entrenó con cohortes europeas, norteamericanas o del este asiático, y que prácticamente ninguno reporta métricas de desempeño desagregadas por origen étnico, fototipo cutáneo o nivel socioeconómico.

La oximetría de pulso ofrece la ilustración mejor documentada de este fenómeno, aunque no constituya en sentido estricto una tecnología de IA. Una revisión sistemática con metaanálisis estableció que los oxímetros sobrestiman la SpO_2 en personas con piel oscura, con magnitud variable según el dispositivo pero suficiente para modificar decisiones clínicas[43], y una revisión posterior confirmó su extensión a los dispositivos vestibles con fotopletismografía[44]. La implicancia kinésica es concreta, porque las decisiones de oxigenoterapia, progresión del destete, tolerancia a la movilización y ajuste del soporte ventilatorio se apoyan parcialmente en esa lectura. El valor del ejemplo es analógico: si una tecnología con más de cuatro décadas de uso clínico presenta un sesgo de esta naturaleza, los modelos de aprendizaje profundo entrenados hoy con datos poco diversos pueden alojar sesgos equivalentes, más difíciles de detectar por su opacidad. La auditoría de equidad antes de la implementación local constituye, en consecuencia, un requisito metodológico y no una consideración ética accesoria.

Adopción profesional

La brecha más subestimada es la cultural. Las encuestas disponibles reportan un patrón consistente entre países: alta conciencia, baja adopción y formación formal escasa[37,38]. La aceptación tecnológica entre estudiantes de pregrado correlaciona con la experiencia previa, lo que sugiere que la vía más eficaz es la incorporación curricular temprana.

Esto importa porque una herramienta potente, mal utilizada, no produce beneficio. Un modelo predictivo de destete aplicado sin un clínico capaz de discernir cuándo su salida es plausible y cuándo no pierde su valor como insumo del razonamiento clínico. El profesional necesita comprender qué población entrenó el modelo, qué desenlace predice exactamente, con qué margen de error y en qué condiciones su rendimiento se degrada. Sin esa alfabetización, la incorporación tecnológica se reduce a delegación acrítica. La inversión en formación, para kinesiólogos en ejercicio, para estudiantes y para directivos clínicos que toman decisiones de adopción, es probablemente la intervención de mayor retorno disponible.

Interpretabilidad

Las redes neuronales profundas pueden producir excelentes predicciones sin que el clínico comprenda en qué se fundamentan. La inteligencia artificial explicable ha emergido como respuesta, con herramientas como SHAP, Grad-CAM y LIME que permiten trazar qué variables o regiones de imagen sustentan cada predicción. Una revisión sistemática de 36 estudios sobre estas técnicas en imagenología, diagnóstico y rehabilitación encontró que la mayoría evalúa el rendimiento del clasificador sin verificar la fidelidad ni la estabilidad de las explicaciones generadas[45].

Dicho de manera directa: la explicabilidad técnica no equivale a utilidad clínica. Una explicación puede identificar correctamente qué variables pesaron en la predicción y aun así no decirle al kinesiólogo qué hacer con esa información. El enfoque de aprendizaje aumentado por experto descrito en la sección "Predicción pronóstica" ofrece una alternativa interesante, porque restringe el modelo desde el inicio a relaciones fisiológicamente plausibles en lugar de intentar explicar a posteriori un modelo opaco[26]. La pregunta pertinente no es solo si el modelo puede explicar su predicción, sino si esa explicación permite tomar mejores decisiones.

REGULACIÓN Y GOBERNANZA

Entre 2024 y 2025 se consolidó un marco de gobernanza que hasta hace poco no existía. La tabla 3 lo resume en sus tres ámbitos: internacional, nacional y regional.

De este panorama se desprenden tres lecturas para la práctica. La primera es que el marco internacional alcanza a Chile por vía comercial: los equipos de rehabilitación fabricados en Europa incorporan los requisitos del Reglamento y los trasladan al mercado de destino. La segunda es que la Ley 21.719 obliga a cualquier proyecto kinésico que utilice modelos predictivos o IA generativa con datos de pacientes chilenos, sin necesidad de esperar la ley específica de IA. La tercera, y la de mayor alcance práctico, es que incorporar una herramienta de IA al proceso asistencial dejará de ser una decisión exclusivamente técnica o económica, y pasará a conllevar exigencias explícitas de documentación, trazabilidad y responsabilidad institucional.

Tabla 3. Marco de gobernanza aplicable a la IA en kinesiología

Ámbito	Instrumento	Estado	Implicancia para un proyecto kinésico
Internacional	Guía de la Organización Mundial de la Salud sobre modelos multimodales de gran escala aplicados a salud[2]	Publicada en 2024	Más de 40 recomendaciones. Advierte sobre información falsa, sesgos sistémicos y concentración de mercado.
Internacional	Reglamento Europeo de IA[1]	En vigor, aplicación gradual	Clasifica los dispositivos médicos con IA como sistemas de alto riesgo: gestión de riesgos, datos representativos, transparencia, supervisión humana y monitorización posterior a la comercialización.
Internacional	Declaración de posición de la Colaboración Cochrane y organizaciones aliadas[46]	2025	Identifica cuatro riesgos sistémicos: modelos opacos, sobreajuste a poblaciones de entrenamiento, sesgos algorítmicos y generación de contenido falso.
Chile	Política Nacional de Inteligencia Artificial[47], actualizada en enero de 2025[48]	Vigente	Identifica la salud entre los sectores prioritarios. La actualización refuerza el eje de gobernanza ante la IA generativa.
Chile	Agenda de salud digital del Ministerio de Salud[49]	En ejecución	Interoperabilidad de la ficha clínica electrónica y red nacional de imágenes: el sustrato de datos sin el cual ninguna aplicación es viable a escala nacional.
Chile	Ley 21.719 de protección de datos personales[5]	En vigor desde el 1 de diciembre de 2026	Datos de salud como sensibles. Evaluación de impacto para tratamientos de alto riesgo. Derecho del paciente a oponerse a decisiones automatizadas.
Chile	Proyecto de ley que regula los sistemas de inteligencia artificial[50]	En tramitación	Enfoque basado en riesgo. El apoyo a la decisión clínica quedaría clasificado como alto riesgo, con obligaciones de documentación, trazabilidad y supervisión humana.
Regional	Marco Legal de IA en Brasil[51]; mesa interministerial en Argentina; regulación de software como dispositivo médico en México	En construcción	Panorama desigual entre países, que se arma en simultáneo a la adopción tecnológica.

IMPLICACIONES PARA CHILE Y LATINOAMÉRICA

Chile presenta condiciones de infraestructura digital comparativamente favorables: reportes sectoriales estiman que alrededor del 68% de sus hospitales ofrece alguna prestación de telemedicina, y la pandemia consolidó equipos con experiencia en atención remota. La búsqueda realizada, en cambio, no identificó publicaciones primarias chilenas con revisión por pares dedicadas a IA aplicada a kinesiología entre 2022 y 2026. Esa asimetría entre capacidad instalada y producción científica define una oportunidad y sugiere líneas viables en el corto plazo: validar en cohortes nacionales modelos ya publicados, como los de clasificación de dolor lumbar por video o los de destete ventilatorio; auditar el sesgo de los oxímetros de pulso en pacientes de pueblos originarios y afrodescendientes, ejercicio ausente hasta ahora en la literatura latinoamericana; implementar aprendizaje federado entre hospitales, compatible con la Ley 21.719 porque no exige transferir datos sensibles fuera de cada institución; y explorar las áreas emergentes descritas en la sección "Áreas emergentes: dónde la evidencia es todavía incipiente"; donde la competencia internacional es todavía baja. No se parte de cero: la producción iberoamericana existe y puede articularse en red, como muestran los trabajos brasileños en aprendizaje automático en fisioterapia[42] y en debilidad adquirida en cuidados intensivos[29], el desarrollo colombiano-español en destete ventilatorio[24] y la experiencia chilena en telerrehabilitación posterior a COVID-19[20].

REFLEXIONES FINALES

La IA no va a reemplazar al kinesiólogo. Esa afirmación, repetida con frecuencia, esconde una pregunta más interesante: qué tipo de kinesiólogo requerirá la práctica de los próximos diez años. Probablemente uno que combine las habilidades clínicas

tradicionales, observación, palpación y razonamiento acumulado, con la capacidad de interpretar críticamente lo que un algoritmo predice, decidir cuándo confiar y cuándo dudar, y comunicar al paciente qué aporta la tecnología y cuáles son sus límites.

La evidencia 2022-2026 es clara en algunos aspectos y ambigua en otros. Es clara en que ciertas aplicaciones, clasificación automatizada de sonidos pulmonares, estimación postural para tamizaje funcional, predicción de destete y reducción de carga cognitiva en documentación, están suficientemente maduras para considerar su integración bajo supervisión activa. Es ambigua en la magnitud del efecto de muchas otras: los metaanálisis muestran ganancias pequeñas pero reales en neurorrehabilitación combinada y en rehabilitación pulmonar asistida por tecnología, y conviene no sobredimensionar estos resultados. Y es enfática en que la validación externa, la equidad algorítmica y la regulación constituyen tareas pendientes que no se resuelven con entusiasmo sino con rigor metodológico.

El potencial es real y su concreción exige oficio. El kinesiólogo que utilice estas herramientas con criterio, que evalúe las afirmaciones comerciales con el mismo escepticismo que aplicaría a cualquier intervención sin respaldo, que exija validación local y participe en la investigación que la genere, dispondrá de un ejercicio profesional más medible y, previsiblemente, más equitativo para sus pacientes. Para que eso ocurra, la discusión desarrollada en estas páginas debe convertirse en un componente ordinario de la formación, la práctica y la investigación kinésica chilena.

Consideraciones éticas
La presente revisión narrativa no involucra experimentación con seres humanos ni acceso a datos personales de pacientes. No requirió aprobación de comité de ética institucional.

Financiamiento
La presente investigación no ha recibido ayudas específicas provenientes de agencias del sector público, sector comercial o entidades sin ánimo de lucro.

Conflicto de interés
Declaraciones de interés: ninguna.

Declaración sobre el uso de IA generativa y tecnologías asistidas por IA en el proceso de preparación del manuscrito
Durante la preparación de este trabajo el autor utilizó herramientas de inteligencia artificial generativa con el fin de apoyar la edición de estilo y la organización del texto. Tras utilizar dichas herramientas, el autor revisó y editó el contenido según necesidad, asumiendo la plena responsabilidad del contenido de la publicación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. *Reglamento (UE) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 13 de junio de 2024, por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial. [Disponible en: https://www.boe.es/buscar/doc.php?id=DOUE-L-2024-81079]*
2. *World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health: guidance on large multi-modal models. Geneva: WHO; 2024. [Disponible en: https://www.who.int/publications/i/item/9789240084759]*
3. *Senadheera I, Hettiarachchi P, Haslam B, Nawaratne R, Sheehan J, Lockwood KJ, et al. AI applications in adult stroke recovery and rehabilitation: a scoping review using AI. Sensors (Basel). 2024;24(20):6585. doi:10.3390/s24206585*
4. *Morone G, Carbonetti R, Martino Cinnera A, Malfitano C, Bisirri A, Negrini F; REHALISE Group. Artificial intelligence in rehabilitation: a living systematic mapping review - first release. Eur J Phys Rehabil Med. 2025;61(5):694-708. doi:10.23736/S1973-9087.25.09331-1*
5. *Ley 21.719, que regula la protección y el tratamiento de los datos personales y crea la Agencia de Protección de Datos Personales. Diario Oficial de la República de Chile, 13 de diciembre de 2024.*
6. *Collins GS, Moons KGM, Dhiman P, Riley RD, Beam AL, Van Calster B, et al. TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. BMJ. 2024;385:e078378. doi:10.1136/bmj-2023-078378*
7. *Liu X, Cruz Rivera S, Moher D, Calvert MJ, Denniston AK; SPIRIT-AI and CONSORT-AI Working Group. Reporting guidelines for clinical trial reports for interventions involving artificial intelligence: the CONSORT-AI extension. Nat Med. 2020;26(9):1364-74. doi:10.1038/s41591-020-1034-x*
8. *Hartley T, Hicks Y, Davies JL, Cazzola D, Sheeran L. BACK-to-MOVE: machine learning and computer vision model automating clinical classification of non-specific low back pain for personalised management. PLoS One. 2024;19(5):e0302899. doi:10.1371/journal.pone.0302899*

9. *Hwang W, Shim D, Kim J, Oh KR, Chung SG, Beom J, et al. Sit-to-stand power from 2D pose estimation as an indicator of muscle strength in older adults. J Cachexia Sarcopenia Muscle. 2026;17(1):e70208. doi:10.1002/jcsm.70208*
10. *Gu B, Kim HS, Kim H, Yoo JI. Advancements in wearable sensor technologies for health monitoring in terms of clinical applications, rehabilitation, and disease risk assessment: systematic review. JMIR Mhealth Uhealth. 2026;14:e76084. doi:10.2196/76084*
11. *Nogales A, Rodriguez-Aragon M, Garcia-Tejedor AJ. A systematic review of the application of deep learning techniques in the physiotherapeutic therapy of musculoskeletal pathologies. Comput Biol Med. 2024;171:108082. doi:10.1016/j.compbiomed.2024.108082*
12. *Park JS, Park SY, Moon JW, Kim K, Suh DI. Artificial intelligence models for pediatric lung sound analysis: systematic review and meta-analysis. J Med Internet Res. 2025;27:e66491. doi:10.2196/66491*
13. *Grzywalski T, Piecuch M, Szajek M, Bręborowicz A, Hafke-Dys H, Kociński J, et al. Practical implementation of artificial intelligence algorithms in pulmonary auscultation examination. Eur J Pediatr. 2019;178(6):883-90. doi:10.1007/s00431-019-03363-2*
14. *Garcia-Mendez JP, Lal A, Herasevich S, Tekin A, Pinevich Y, Lipatov K, et al. Machine learning for automated classification of abnormal lung sounds obtained from public databases: a systematic review. Bioengineering (Basel). 2023;10(10):1155. doi:10.3390/bioengineering10101155*
15. *Salvi D, Poffley E, Orchard E, Tarassenko L. The mobile-based 6-minute walk test: usability study and algorithm development and validation. JMIR Mhealth Uhealth. 2020;8(1):e13756. doi:10.2196/13756*
16. *Mahmoud H, Aljaldi F, El-Fiky A, Battecha K, Thabet A, Alayat M, et al. Artificial intelligence machine learning and conventional physical therapy for upper limb outcome in patients with stroke: a systematic review and meta-analysis. Eur Rev Med Pharmacol Sci. 2023;27(11):4812-27. doi:10.26355/eurrev_202306_32598*
17. *Laver KE, Lange B, George S, Deutsch JE, Saposnik G, Chapman M, et al. Virtual reality for stroke rehabilitation. Cochrane Database Syst Rev. 2025;6(6):CD008349. doi:10.1002/14651858.CD008349.pub5*
18. *Coser O, Tamantini C, Soda P, Zollo L. AI-based methodologies for exoskeleton-assisted rehabilitation of the lower limb: a review. Front Robot AI. 2024;11:1341580. doi:10.3389/frobt.2024.1341580*
19. *Abedi A, Colella TJF, Pakosh M, Khan SS. Artificial intelligence-driven virtual rehabilitation for people living in the community: a scoping review. NPJ Digit Med. 2024;7(1):25. doi:10.1038/s41746-024-00998-w*
20. *Dalbosco-Salas M, Torres-Castro R, Rojas Leyton A, Morales Zapata F, Henríquez Salazar E, Espinoza Bastías G, et al. Effectiveness of a primary care telerehabilitation program for post-COVID-19 patients: a feasibility study. J Clin Med. 2021;10(19):4428. doi:10.3390/jcm10194428*
21. *Chen Y, Zhang Y, Long X, Tu H, Chen J. Effectiveness of virtual reality-complemented pulmonary rehabilitation on lung function, exercise capacity, dyspnea, and health status in chronic obstructive pulmonary disease: systematic review and meta-analysis. JMIR Serious Games. 2025;13:e64742. doi:10.2196/64742*
22. *Ahmed FR, Al-Yateem N, Nejadghaderi SA, Saifan AR, Abdelaliem SMF, AbuRuz ME. Harnessing machine learning for predicting successful weaning from mechanical ventilation: a systematic review. Aust Crit Care. 2025;38(3):101203.*
23. *An JY, Chen YC, Hsu CL, Yeh YC. An artificial intelligence system to predict the optimal timing for mechanical ventilation weaning for intensive care unit patients: a two-stage prediction approach. Int J Med Inform. 2022;168:104885. doi:10.1016/j.ijmedinf.2022.104885*
24. *González H, Arizmendi CJ, Giraldo BF. Development of a deep learning model for the prediction of ventilator weaning. Int J Online Biomed Eng. 2024;20(11):161-78. doi:10.3991/ijoe.v20i11.49453*
25. *Stivi T, Padawer D, Dirini N, Nachshon A, Batzofin BM, Ledot S. Using artificial intelligence to predict mechanical ventilation weaning success in patients with respiratory failure, including those with acute respiratory distress syndrome. J Clin Med. 2024;13(5):1505. doi:10.3390/jcm13051505*
26. *Digitale J, Franzon D, Ge J, McCulloch C, Pletcher MJ, Gennatas ED. Expert-augmented machine learning for predicting extubation readiness in the pediatric intensive care unit. BMC Med Inform Decis Mak. 2025;25(1):232. doi:10.1186/s12911-025-03070-z*
27. *Smith LA, Oakden-Rayner L, Bird A, Zeng M, To MS, Mukherjee S, et al. Machine learning and deep learning predictive models for long-term prognosis in patients with chronic obstructive pulmonary disease: a systematic review and meta-analysis. Lancet Digit Health. 2023;5(12):e872-81. doi:10.1016/S2589-7500(23)00177-2*
28. *Chmiel FP, Burns DK, Pickering JB, Blythin A, Wilkinson TM, Boniface MJ. Prediction of chronic obstructive pulmonary disease exacerbation events by using patient self-reported data in a digital health app: statistical evaluation and machine learning approach. JMIR Med Inform. 2022;10(3):e26499. doi:10.2196/26499*
29. *Delazari LEB, Ratti LSR, da Silva AC, Sibinelli M, Heidemann AM, Montedioca HLM, et al. Perme score and machine learning for detecting ICU-acquired weakness: a prospective observational cohort study. Indian J Crit Care Med. 2025;29(7):562-8. doi:10.5005/jp-journals-10071-25011*
30. *Zarrouk S, Finsterer J. Due to limitations in the feasibility of the Perme Score it should not be used to classify muscle weakness in intensive care unit patients. Indian J Crit Care Med. 2025;29(10):882-3.*
31. *Giachetti B, Blanloeil C, Mugellini E, Ghislieri M, Jaffuel D, Gagnadoux F, et al. A new telemonitoring feature for detection of long-term CPAP adherence. Sleep Med X. 2025;10:100164. doi:10.1016/j.sleepx.2025.100164*
32. *Yeung S, Rinaldo F, Jopling J, Liu B, Mehra R, Downing NL, et al. A computer vision system for deep learning-based detection of patient mobilization activities in the ICU. NPJ Digit Med. 2019;2:11. doi:10.1038/s41746-019-0087-z*
33. *Sena J, Mostafiz MT, Zhang J, Davidson AE, Bandyopadhyay S, Nerella S, et al. Wearable sensors in patient acuity assessment in critical care. Front Neurol. 2024;15:1386728. doi:10.3389/fneur.2024.1386728*
34. *Hao J, Yao Z, Tang Y, Remis A, Wu K, Yu X. Artificial intelligence in physical therapy: evaluating ChatGPT's role in clinical decision*

support for musculoskeletal care. Ann Biomed Eng. 2025;53(1):9-13. doi:10.1007/s10439-025-03676-4

35. *Omon K, Sasaki T, Koshiro R, Fuchigami T, Hamashima M. Effects of introducing generative AI in rehabilitation clinical documentation. Cureus. 2025;17(3):e81313. doi:10.7759/cureus.81313*
36. *Scharp D, Hobensack M, Davoudi A, Topaz M. Natural language processing applied to clinical documentation in post-acute care settings: a scoping review. J Am Med Dir Assoc. 2024;25(1):69-83. doi:10.1016/j.jamda.2023.09.006*
37. *Deodato M, Sabot R, Galmonte A, Palese A, Castellini G, Turolla A, et al. Knowledge, use and perceptions of artificial intelligence chatbots among Italian physiotherapists: an online cross-sectional survey. Front Digit Health. 2025;7:1671521. doi:10.3389/fdgth.2025.1671521*
38. *El-Sobkey SB, Kelini KI, ElKholy M, Abdeldayem T, Abdallah M, Mohamed DA, et al. Acceptance of AI-powered chatbots among physiotherapy students: international cross-sectional study. JMIR Med Educ. 2025;11:e76574. doi:10.2196/76574*
39. *Shen A, Wei X, Zhu F, Sun M, Ke S, Qiang W, et al. Risk prediction models for breast cancer-related lymphedema: a systematic review and meta-analysis. Eur J Oncol Nurs. 2023;64:102326. doi:10.1016/j.ejon.2023.102326*
40. *Wei NY, Li XK, Lu XD, Liu XT, Sun RJ, Wang Y. Study on the consistency between automatic measurement based on convolutional neural network technology and manual visual evaluation in intracavitary ultrasonic cine of anterior pelvic. J Ultrasound Med. 2024;43(4):671-81. doi:10.1002/jum.16392*
41. *Mehta V, Tripathy S, Noor T, Mathur A. Artificial intelligence in temporomandibular joint disorders: an umbrella review. Clin Exp Dent Res. 2025;11(1):e70115. doi:10.1002/cre2.70115*
42. *Reis FJJ, Carvalho MBL, Neves GA, Nogueira LC, Meziat-Filho N. Machine learning methods in physical therapy: a scoping review of applications in clinical context. Musculoskelet Sci Pract. 2024;73:103184. doi:10.1016/j.msksp.2024.103184*
43. *Shi C, Goodall M, Dumville J, Hill J, Norman G, Hamer O, et al. The accuracy of pulse oximetry in measuring oxygen saturation by levels of skin pigmentation: a systematic review and meta-analysis. BMC Med. 2022;20(1):267. doi:10.1186/s12916-022-02452-8*
44. *Singh S, Bennett MR, Chen C, Shin S, Ghanbari H, Nelson BW. Impact of skin pigmentation on pulse oximetry blood oxygenation and wearable pulse rate accuracy: systematic review and meta-analysis. J Med Internet Res. 2024;26:e62769. doi:10.2196/62769*
45. *Aravindkumar A, Ramadoss M, Fakhruddin Ahmed SA, Sampath V, Lakshminarayanan K. Explainable AI in healthcare: a systematic review of XAI use cases in imaging, diagnostics, and rehabilitation. Front Artif Intell. 2026;9:1749527. doi:10.3389/frai.2026.1749527*
46. *Flemyng E, Noel-Storr A, Macura B, Gartlehner G, Thomas J, Meerpohl JJ, et al. Position statement on artificial intelligence (AI) use in evidence synthesis across Cochrane, the Campbell Collaboration, JBI and the Collaboration for Environmental Evidence 2025. Cochrane Database Syst Rev. 2025;(10):ED000178. doi:10.1002/14651858.ED000178*
47. *Chile, Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación. Política Nacional de Inteligencia Artificial. Santiago: MinCiencia; 2021. Aprobada mediante Decreto Supremo N.º 20; https://www.bcn.cl/leychile/navegar?idNorma=1169399*
48. *Chile, Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación. Decreto n.º 12: aprueba actualización de la Política Nacional de Inteligencia Artificial. Diario Oficial, 28 de enero de 2025. https://www.bcn.cl/leychile/navegar/imprimir?idNorma=1210664&idParte=10535331&idVersion=2025-01-28*
49. *Chile, Ministerio de Salud, Subsecretaría de Redes Asistenciales, Departamento de Salud Digital. Disponible: https://portalsaluddigital.minsal.cl/wp-content/uploads/2025/01/2025.01.06_NORMA-TECNICA-PRESTACIONES-DE-SALUD-A-DISTANCIA-Y-TELEMEDICINA.pdf*
50. *Chile, Cámara de Diputadas y Diputados. Proyecto de ley que regula los sistemas de inteligencia artificial. Boletines refundidos n.º 15869-19 y 16821-19. Valparaíso; 2024. En segundo trámite constitucional en el Senado; https://www.camara.cl/legislacion/ProyectosDeLey/tramitacion.aspx?prmBOLETIN=15869-19*
51. *Brasil. Projeto de Lei n.º 2338/2023: marco legal da inteligência artificial. Brasília: Câmara dos Deputados; 2023. Disponible en: https://www.camara.leg.br/proposicoesWeb/fichadetramitacao?idProposicao=2487262consultado: 05 - 08 -2026*