

ARTÍCULO ORIGINAL

Pilotaje y evaluación del Cuestionario CuMP-IA para medir la integración de IA en la medicina de precisión

FERNANDO VERA¹

 <https://orcid.org/0000-0002-4326-1660>

JUAN PABLO LÓPEZ²

 <https://orcid.org/0009-0007-2091-4482>

¹Red Internacional de Investigadores en Educación (REDIIE), Chile

²Corporación Unificada Nacional de Educación Superior (CUN), Colombia

Autor de correspondencia: fernandovera@redie.cl

Historial del artículo:

Recibido: 15/10/2025

Revisado: 10/11/2025

Aceptado: 25/11/2025

Palabras clave:

Inteligencia artificial

Medicina de precisión

Pilotaje

Profesionales de salud

Instrumento de medición

Resumen

El creciente avance de la Inteligencia Artificial (IA) en la medicina de precisión ha incrementado la necesidad de contar con instrumentos válidos y confiables que permitan comprender cómo los profesionales de la salud perciben su integración en la práctica clínica. Con este propósito, se realizó el pilotaje del Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en IA en la Práctica Clínica (CuMP-IA), orientado a evaluar su aplicabilidad preliminar y estimar indicadores iniciales de consistencia interna. La muestra estuvo conformada por 42 médicos con experiencia docente, quienes respondieron el instrumento en formato virtual. El pilotaje permitió examinar la claridad de los ítems, el comportamiento de las puntuaciones y la fiabilidad tanto del instrumento total como de sus dimensiones. Los resultados muestran un excelente nivel de consistencia interna global ($\alpha = 0.925$) y dos subescalas con fiabilidad muy alta ($\alpha \geq 0.90$), lo que respalda su solidez conceptual. No obstante, las otras dimensiones presentan valores entre bajos y moderadamente aceptables ($\alpha \leq 0.689$), lo que evidencia la necesidad de ajustes antes de su aplicación a muestras más amplias.

Pilot testing and evaluation of the CuMP-IA Questionnaire to measure AI integration in precision medicine

Article history:

Received: 10/15/2025

Revised: 11/10/2025

Accepted: 11/25/2025

Keywords:

Artificial intelligence

Precision medicine

Pilot testing

Healthcare professionals

Measurement

instruments

Abstract

The growing advancement of Artificial Intelligence (AI) in precision medicine has increased the need for valid and reliable instruments that allow researchers to understand how health professionals perceive its integration into clinical practice. For this purpose, a pilot study of the Questionnaire on AI-Based Precision Medicine in Clinical Practice (CuMP-IA) was conducted to evaluate its preliminary applicability and estimate initial indicators of internal consistency. The sample consisted of 42 physicians with teaching experience, who completed the instrument in a virtual format. The pilot study allowed for the examination of item clarity, score behavior, and the reliability of both the overall instrument and its dimensions. The results show an excellent level of global internal consistency ($\alpha = 0.925$) and two subscales with very high reliability ($\alpha \geq 0.90$), supporting their conceptual robustness. However, the remaining dimensions yielded values ranging from low to moderately acceptable ($\alpha \leq 0.689$), indicating the need for adjustments before applying the instrument to larger samples.

Introducción

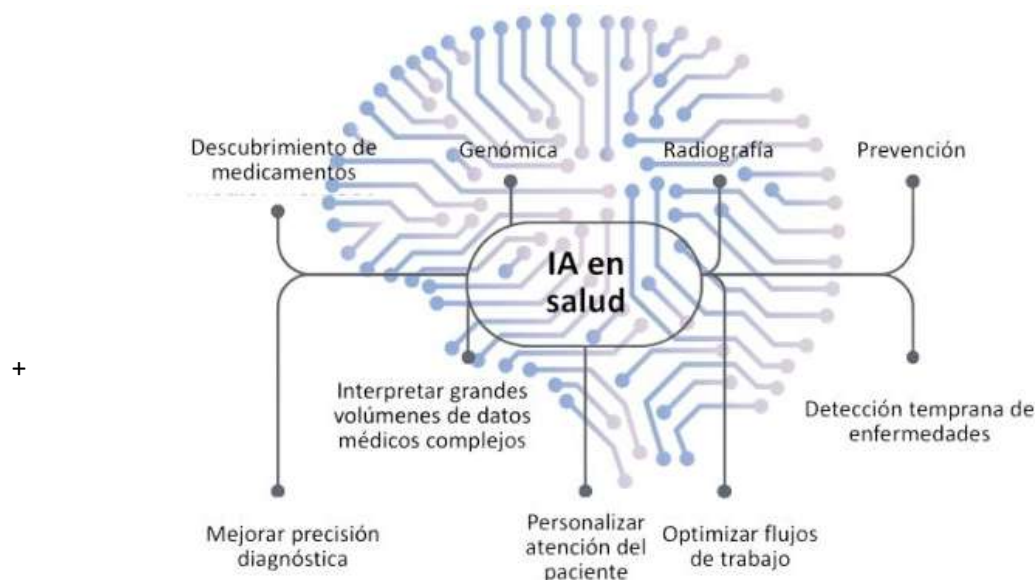
Quizás uno de los primeros esfuerzos relevantes en la integración de la inteligencia artificial y las tecnologías inteligentes en el ámbito de la salud fue MYCIN - un sistema experto desarrollado en 1972 para diagnosticar infecciones bacterianas y recomendar tratamientos adecuados (Copeland, 2024). Aunque sus capacidades eran limitadas en comparación con los sistemas actuales, MYCIN y otros proyectos pioneros demostraron tempranamente el enorme potencial de la IA para transformar la práctica médica y apoyar decisiones clínicas complejas. Desde entonces, la evolución de estas tecnologías ha sido exponencial y ha permitido ampliar de manera significativa las posibilidades diagnósticas y terapéuticas. En esta línea, y siguiendo a la WHO (2021), la IA puede fortalecer la capacidad de los profesionales de la salud para mejorar la atención a los pacientes, proporcionar diagnósticos más precisos, optimizar los planes de tratamiento, apoyar la preparación y respuesta ante pandemias e informar procesos de toma de decisiones clínicas y de gestión institucional.

En efecto, el uso de tecnologías de IA en el ámbito de la salud ofrece un enorme potencial, impulsando avances importantes en áreas como el descubrimiento de fármacos, la genómica, la radiología, la patología y la prevención (WHO, 2021). En este contexto, una de las ventajas más significativas de los sistemas de IA es su capacidad para interpretar grandes volúmenes de datos médicos complejos y convertirlos en información clínicamente útil. Esta habilidad permite mejorar la precisión diagnóstica, personalizar la atención al paciente y agilizar procesos operativos que históricamente han sido demandantes en tiempo y recursos. La IA no sólo contribuye a optimizar flujos de trabajo, sino que también facilita la integración de múltiples fuentes de información, desde historiales clínicos hasta imágenes médicas de alta resolución.



Como sostienen Khalifa y Albadawy (2024), la IA puede analizar datos históricos e identificar tendencias o factores de riesgo relevantes, lo que posibilita la detección temprana de enfermedades, un aspecto fundamental para mejorar los resultados clínicos y anticipar complicaciones. Este enfoque predictivo representa un cambio de paradigma hacia un modelo de atención más preventivo, proactivo y centrado en las necesidades reales de los pacientes (Figura 1).

Figura 1. Uso de IA en la salud



Fuente: Elaboración propia.

En este contexto, el presente estudio piloto tiene como objetivo principal evaluar la aplicabilidad preliminar y estimar los indicadores iniciales de confiabilidad del CuMP-IA (Vera, 2024; Vera, 2025a), utilizando una muestra compuesta por médicos con experiencia docente, quienes aportan una perspectiva cercana a la práctica clínica y al uso emergente de tecnologías basadas en inteligencia artificial. Adicionalmente, se han planteado los siguientes objetivos específicos:

1. Analizar la consistencia interna de la dimensión *Conocimientos sobre medicina de precisión*, evaluando la coherencia conceptual de sus ítems y su capacidad para medir el nivel de conocimientos declarados por los profesionales participantes.
2. Examinar la fiabilidad de la dimensión *Aplicación de IA en medicina de precisión*, identificando el grado en que sus ítems reflejan prácticas, usos y experiencias relacionadas con la integración de IA en contextos clínicos.
3. Evaluar el comportamiento psicométrico de la dimensión *Barreras percibidas*, determinando la claridad, alineación conceptual y relevancia de sus ítems en relación con obstáculos profesionales, institucionales o tecnológicos vinculados a la adopción de la IA.
4. Determinar la consistencia interna de la dimensión *Actitudes y disposición*, con el fin de valorar la cohesión de sus ítems y su adecuación para medir percepciones, creencias y apertura hacia el uso de IA en medicina de precisión.

¿Qué es la Medicina de precisión?

La Medicina de precisión es un enfoque emergente en el campo biomédico que busca adaptar la prevención, el diagnóstico y el tratamiento a las características individuales de cada persona. Aunque adquirió gran visibilidad pública en 2015, cuando el presidente Barack Obama anunció la *Precision Medicine Initiative*—un proyecto destinado a reunir datos de un millón de participantes, considerado el mayor estudio médico de la historia—sus raíces se remontan a más de una década, vinculándose al *Human Genome Project*. Inicialmente asociada al uso de la genética para personalizar la atención, la medicina de precisión evolucionó hacia una perspectiva más amplia, incorporando variaciones individuales en genes, ambiente y estilos de vida como elementos clave para comprender y abordar las enfermedades. Este enfoque también se caracteriza por el uso extensivo de datos masivos y diversas fuentes de información clínica, así como por el debate entre la responsabilidad individual en la salud y la necesidad de intervenciones sistémicas (Ferryman & Pitcan, 2018).

El concepto de medicina de precisión ha ganado una presencia notable en la literatura académica y en los discursos sobre salud, aunque persiste una falta de consenso respecto a su significado exacto. Con frecuencia, el término se utiliza de manera intercambiable con expresiones como medicina dirigida, estratificada, individualizada o personalizada (Evans *et al.*, 2024; Vera, 2025b). Esta última, en particular, se ha convertido en una noción ambigua, pues en algunos contextos se asocia a enfoques holísticos o integrativos, mientras que en otros se emplea para referirse a intervenciones que consideran las creencias, actitudes y preferencias del paciente, elementos propios de la atención centrada en la persona. Para evitar estas ambigüedades conceptuales, en este trabajo se adopta exclusivamente el término medicina de precisión, entendido desde la definición propuesta por el Centro Nacional del Cáncer (2025) de los Estados Unidos, se trata de una forma de medicina que utiliza información sobre los genes, las proteínas, el entorno y el estilo de vida de una persona para prevenir, diagnosticar o tratar enfermedades.

Medicina de precisión impulsada por IA

La convergencia entre la IA y la medicina de precisión está configurando un cambio profundo en la forma en que los sistemas de salud comprenden, diagnostican y tratan las enfermedades. En efecto, la medicina de precisión se basa en identificar fenotipos, patrones clínicos y subgrupos de pacientes que presentan respuestas atípicas o particulares frente a un mismo tratamiento, lo que permite personalizar intervenciones y mejorar la efectividad terapéutica (Collins & Varmus, 2015). En este contexto, la IA aporta capacidades avanzadas de cómputo, inferencia y aprendizaje que facilitan el análisis de grandes volúmenes de datos biomédicos—genómicos, clínicos, ambientales y conductuales—difícilmente abordables mediante métodos convencionales. Esta sinergia permite generar conocimiento accionable, identificar relaciones ocultas y apoyar la toma de decisiones clínicas mediante sistemas de inteligencia aumentada (Jiang *et al.*, 2017), reforzando la promesa de una atención más precisa y predictiva.

El papel de la IA dentro de la medicina de precisión se vuelve especialmente relevante al potenciar el desarrollo de modelos que integran múltiples capas de información, desde datos genómicos y epigenómicos hasta historiales médicos longitudinales y exposiciones ambientales. Técnicas como el aprendizaje automático y el deep learning permiten identificar biomarcadores, predecir progresiones de enfermedades y estimar respuestas terapéuticas con un nivel de granularidad sin precedentes (Topol, 2019).

Además, la IA favorece la creación de sistemas de apoyo clínico capaces de ofrecer recomendaciones personalizadas en tiempo real, fortaleciendo la toma de decisiones médicas basadas en evidencia. La convergencia entre ambas disciplinas no solo mejora la precisión diagnóstica, sino que también abre la puerta a intervenciones preventivas y terapias dirigidas que responden a las características singulares de cada paciente. Así, la IA se convierte en un catalizador clave para materializar la visión contemporánea de la medicina de precisión.

Evolución de modelos tradicionales a decisiones basadas en datos e IA en medicina

A medida que la medicina evoluciona hacia enfoques más específicos está experimentando una transformación profunda, se ha consolidado el concepto de medicina de precisión, el cual, si bien a menudo se utiliza de forma intercambiable con el de medicina personalizada, como menciona Brew *et al.* (2022), posee un matiz fundamental. La medicina de precisión no se centra en diseñar tratamientos únicos para cada individuo, sino en utilizar datos genómicos, moleculares y ambientales para estratificar a los pacientes en subgrupos homogéneos, permitiendo así administrar la intervención más efectiva y segura para el perfil correcto (Hurtado C. 2022).

Este paradigma trasciende el tradicional método de 'prueba y error' (U.S. Food and Drug Administration [FDA], 2013), pasando de modelos tradicionales de decisión clínica a sistemas impulsados por datos e IA, lo que mejora la precisión, personalización y eficiencia en la atención sanitaria, aspirando a optimizar los resultados clínicos mediante una clasificación basada en la evidencia.

Principales avances con aplicación de IA

La literatura revisada permite identificar una serie de avances significativos asociados a la incorporación de la inteligencia artificial en los sistemas de salud. Entre los más relevantes se encuentran los siguientes:

- *Transformación de la toma de decisiones clínicas:* El acceso a cantidades grandes de datos en salud y el desarrollo de IA han permitido modelos personalizados y automatizados de atención, superando las limitaciones de los sistemas tradicionales basados en reglas y signos vitales clásicos. La IA puede identificar patrones sutiles de deterioro en tiempo real y optimizar la estratificación de riesgos, aunque persisten desafíos como el sesgo y la necesidad de formación en IA para los profesionales (Giordano *et al.*, 2021).
- *Mejora en la precisión diagnóstica:* La IA es capaz de analizar grandes volúmenes de datos —como imágenes médicas e historiales clínicos— para identificar enfermedades de manera más temprana y precisa que los métodos tradicionales, llegando incluso, en algunos casos, a superar el desempeño humano (Alowais *et al.*, 2023).
- *De sistemas basados en reglas a modelos avanzados de enfoque basado en datos:* En cuidados intensivos, la evolución ha sido desde sistemas de soporte basados en reglas hacia modelos de machine learning y deep learning, aplicados en alertas tempranas, manejo de sepsis y soporte diagnóstico. Herramientas como el procesamiento de lenguaje natural extraen información útil de notas clínicas, reduciendo la carga administrativa y mejorando la toma de decisiones (Hadweh *et al.*, 2025).

- *Modelos predictivos y medicina personalizada:* Estructuras que integran aprendizaje automático avanzado, como de refuerzo de gradiente (gradient boosting - GBM) y redes neuronales profundas (deep neural networks - DNN), superan a los modelos clásicos en predicción de trayectorias de enfermedad y personalización del cuidado, mostrando alta precisión y eficiencia en bases de datos clínicas reales (Abualigah *et al.*, 2025).
- *Soporte a la medicina de precisión:* Los sistemas de soporte a la decisión clínica basados en datos permiten segmentar pacientes y adaptar tratamientos, utilizando técnicas de aglomeración (clustering) y análisis avanzado para identificar patrones de salud y optimizar decisiones terapéuticas (Mosavi & Santos, 2024).
- *Ética, integración y retos:* La integración de IA en medicina requiere abordar la calidad y privacidad de los datos, la transparencia algorítmica y la formación de los profesionales, para evitar errores y maximizar el beneficio clínico (Giordano *et al.*, 2021; Hadweh *et al.*, 2025; Abualigah *et al.*, 2025; Mosavi & Santos, 2024).

En relación con los impactos y las aplicaciones generales de la inteligencia artificial en los sistemas de salud, la literatura revisada ha permitido identificar un conjunto amplio de desarrollos que abarcan distintos ámbitos clínicos y de gestión. Entre ellos destacan los avances en diagnóstico asistido por algoritmos, la medicina de precisión, la automatización de procesos administrativos, el análisis predictivo para la toma de decisiones y el apoyo a la práctica clínica mediante sistemas inteligentes. Estos elementos permiten mapear de forma preliminar las áreas de impacto, tal como se sintetiza en la Tabla 1.

Tabla 1. Ejemplos de impacto y aplicaciones generales.

Aplicación médica	Beneficio principal	Referencia
Estratificación de riesgos	Diagnóstico y predicción más precisos	(Giordano <i>et al.</i> , 2021; Abualigah <i>et al.</i> , 2025)
Procesamiento de notas clínicas	Reducción de carga administrativa y errores	(Hadweh <i>et al.</i> , 2025)
Modelos predictivos avanzados	Mejor personalización y eficiencia clínica	(Abualigah <i>et al.</i> , 2025; Mosavi & Santos, 2024)
Segmentación de pacientes	Tratamientos adaptados y medicina de precisión	(Das <i>et al.</i> , 2025; Ribeiro & O'Brien, 2025; Kolla, 2025)
Automatización administrativa	Menor carga de trabajo y eficiencia operativa	(Mosavi & Santos, 2024)

Fuente: Elaboración propia.

Aplicaciones clínicas de la IA

La IA está transformando de manera acelerada la práctica clínica mediante aplicaciones que abarcan desde el apoyo diagnóstico y el análisis avanzado de imágenes médicas hasta la farmacogenómica y la predicción terapéutica. Estas tecnologías permiten identificar patrones complejos, anticipar riesgos y optimizar decisiones clínicas basadas en grandes volúmenes de datos biomédicos. Como resultado, se incrementan la precisión diagnóstica, la personalización de los tratamientos y la eficiencia de los procesos asistenciales. A continuación, se presentan algunas de las principales áreas de impacto donde la IA está redefiniendo la atención en salud.

Diagnóstico

La IA se utiliza en la detección y diagnóstico de enfermedades como cáncer de mama, melanoma, tuberculosis y retinopatía diabética, mostrando precisión comparable o superior a la de expertos humanos en entornos clínicos reales (Yin et al., 2020; Busnatu et al., 2022; Iqbal et al., 2021). En hematología, sistemas de IA integran morfología celular, inmunología y genética para diagnósticos más rápidos y precisos (Wang et al., 2024).

Imágenes médicas

Algoritmos de deep learning permiten la detección automática de tumores, segmentación de lesiones y clasificación de imágenes en radiología, patología y cardiología, acelerando el diagnóstico y mejorando la precisión (Bi et al., 2019; Mello-Thoms & Mello, 2023; Iqbal et al., 2021; Pallumeera et al., 2025). Ejemplos incluyen la identificación de tumores en mamografías, TAC de pulmón y resonancias cerebrales (Bi et al., 2019; Mello-Thoms & Mello, 2023).

Farmacogenómica

La IA analiza datos genómicos para predecir la respuesta a fármacos, permitiendo la selección personalizada de tratamientos y reduciendo riesgos de efectos adversos (Wang et al., 2025; Srivastav et al., 2025). Incluso, la integración con tecnologías como CRISPR (Repeticiones Palindrómicas Cortas Agrupadas y Regularmente Interespaciadas) mejora la precisión de la edición genética y la selección terapéutica (Srivastav et al., 2025).

Predicción terapéutica

Se aplican modelos de IA para la predicción de la respuesta a quimioterapia en cáncer usando perfiles de expresión génica, alcanzando precisiones superiores al 80% en estudios clínicos (Wang et al., 2025; Alowais et al., 2023). También se han desarrollado modelos para predecir la respuesta a antidepresivos a partir de historias clínicas electrónicas (Alowais et al., 2023).

La Tabla 2 presenta una selección de ejemplos representativos que ilustran cómo la inteligencia artificial está siendo aplicada en diversas áreas críticas de la práctica clínica. Entre ellas destacan el diagnóstico asistido, el análisis avanzado de imágenes médicas, la farmacogenómica y la predicción terapéutica, ámbitos en los que la IA contribuye a mejorar la precisión, la personalización y la capacidad predictiva de las intervenciones sanitarias.

Tabla 2. Ejemplos destacados de aplicación

Área de aplicación	Muestra clínica	Técnicas de IA usadas
Diagnóstico	Detección de cáncer de mama, melanoma, tuberculosis, retinopatía diabética	Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Redes Neuronales Artificiales (ANN), Support Vector Machines (SVM), Random Forests, Árboles de Decisión
Imágenes médicas	Detección y segmentación de tumores en radiología (mama, pulmón, cerebro, próstata), análisis de imágenes COVID-19	Deep Learning (DL), Redes Neuronales Convolucionales (CNN), Computer-Aided Detection (CAD), Radiomics, Segmentación automática



Farmacogenómica	Selección de medicamentos según perfil genético, optimización de dosis, reducción de efectos adversos	Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Random Forests, Modelos QSAR, Redes Neuronales Recurrentes (RNN), Algoritmos de clustering, Integración con CRISPR
Predicción terapéutica	Predicción de respuesta a quimioterapia, antidepresivos, respuesta a biológicos en artritis reumatoide	Machine Learning supervisado (Random Forests, SVM), Deep Learning, Modelos multi-ómicos, Modelos de integración clínica-radiológica

Nota: Términos de técnicas de IA equivalentes en español. ML = Aprendizaje automático; DL = Aprendizaje profundo; SVM = Máquina de vectores de soporte; Random Forest = Bosque aleatorio; CAD = Detección asistida por computadora; Radiomics = Radiómica.

Necesidad de introducir la medicina de precisión en la formación médica

Los modelos tradicionales de atención sanitaria se basan, en gran medida, en protocolos estandarizados que responden al 'paciente promedio', lo que dificulta abordar la heterogeneidad genética, ambiental y comportamental que explica la variabilidad en la respuesta a tratamientos y la progresión de las enfermedades. La evidencia sobre medicina de precisión señala que este enfoque convencional tiende a invisibilizar subgrupos de pacientes con necesidades específicas o con riesgos diferenciales, produciendo intervenciones menos eficaces e incluso inequidades en salud (National Research Council, 2011; Dzau *et al.*, 2016). En este contexto, seguir formando médicos exclusivamente bajo un paradigma 'uno para todos, supone una brecha entre el conocimiento científico disponible y la práctica clínica, dificultando la transición hacia sistemas de salud más predictivos, preventivos y personalizados.

A la inversa, la medicina de precisión plantea un cambio de modelo al proponer intervenciones basadas en la integración de datos genómicos, epigenómicos, clínicos, ambientales y de estilo de vida, con el fin de definir patrones individuales de enfermedad y optimizar la selección de terapias (National Research Council, 2011). Este enfoque permite estratificar a los pacientes según perfiles de riesgo, identificar biomarcadores de respuesta terapéutica y diseñar estrategias de prevención más ajustadas a las características de cada persona (Dzau *et al.*, 2016).

Sin embargo, su implementación requiere profesionales capaces de interpretar información compleja y trabajar de manera interdisciplinaria con genetistas, bioinformáticos y especialistas en salud pública. Incluir la medicina de precisión en la formación médica se vuelve, por tanto, una condición necesaria para que las nuevas generaciones de profesionales puedan utilizar de manera crítica y responsable estas herramientas en la toma de decisiones clínicas.

En este nuevo paradigma sanitario, la inteligencia artificial actúa como catalizador de la medicina de precisión al posibilitar el análisis de grandes volúmenes de datos procedentes de historias clínicas electrónicas, estudios ómicos, imágenes médicas y dispositivos portátiles. Revisiones recientes muestran que los algoritmos de aprendizaje automático y deep learning pueden mejorar la exactitud diagnóstica, apoyar la detección temprana de enfermedades y predecir la respuesta a tratamientos con un nivel de granularidad difícil de alcanzar mediante métodos estadísticos convencionales (Jiang *et al.*, 2017; Tekkeşin, 2019).



Adicionalmente, la IA tiene el potencial de liberar tiempo clínico, automatizando tareas repetitivas y permitiendo que los médicos se concentren en aspectos más humanos de la atención, como la comunicación y la toma de decisiones compartida (Topol, 2019). Esta sinergia entre IA y medicina de precisión exige competencias nuevas que aún no están suficientemente presentes en muchos planes de estudio.

Complementariamente, diversos estudios sobre educación médica coinciden en que la integración sistemática de contenidos de IA y medicina de precisión en el currículo es todavía incipiente y heterogénea entre países e instituciones (Tolentino *et al.*, 2024; Ahsan, 2025; Vera, 2025b). Revisiones recientes proponen marcos curriculares que incluyan alfabetización en ciencia de datos, fundamentos de algoritmos, interpretación crítica de modelos de IA, ética de datos y comunicación de riesgos al paciente, como competencias básicas para todos los estudiantes de medicina (Tolentino *et al.*, 2024; Borkowski *et al.*, 2025). Paralelamente, se destaca la necesidad de incorporar experiencias prácticas mediante simuladores, casos clínicos basados en datos reales y colaboración con equipos multidisciplinarios. De este modo, la formación médica puede preparar a los futuros profesionales no solo para utilizar herramientas de IA y medicina de precisión, sino también para liderar su implementación responsable en los sistemas de salud.

La literatura reciente identifica un conjunto de competencias genéricas esenciales para que los profesionales de la salud integren de manera efectiva la IA en la medicina de precisión, entre las que se incluyen la comprensión de los principios de IA, el manejo básico de datos, el pensamiento crítico frente a las salidas algorítmicas y la sensibilidad ética respecto al sesgo, la transparencia y la explicabilidad (Gazquez-García *et al.*, 2025). Estas capacidades deben desarrollarse de forma progresiva a lo largo del itinerario formativo —grado, posgrado y educación continua— mediante propuestas estructuradas y evaluaciones alineadas con estas nuevas competencias (Mehta, 2025; Ahsa, 2025).

Además, la evidencia señala la importancia de que los futuros profesionales aprendan a interactuar con sistemas inteligentes desde una perspectiva interdisciplinaria, integrando conocimientos de biomedicina, informática, estadística y ciencias sociales. Esto no solo favorece la comprensión técnica de los modelos de IA, sino también su uso responsable en la toma de decisiones clínicas, especialmente en escenarios donde la incertidumbre o la heterogeneidad de datos pueden afectar los resultados.

Asimismo, la alfabetización digital avanzada y la capacidad de interpretar modelos predictivos se vuelven fundamentales en entornos donde los diagnósticos, los tratamientos y la gestión personalizada del paciente dependen cada vez más del análisis de grandes volúmenes de información. Como plantea Vera (2024):

Esta integración fortalece la preparación del estudiantado frente a sistemas de salud cada vez más complejos, dotándolos de las competencias necesarias para enfrentar, de manera eficaz, los desafíos clínicos contemporáneos. Además, las herramientas impulsadas por inteligencia artificial promueven una educación basada en competencias al centrarse en resultados prácticos, garantizando que los egresados cumplan con los estándares del sector y destaquen en su ejercicio profesional. (62)

En consecuencia, la ausencia de una formación explícita en estos ámbitos puede incrementar la brecha entre el potencial de la medicina de precisión asistida por IA y su aplicación real en la práctica clínica. Por ello, los programas de educación médica tienen la responsabilidad urgente de integrar estos contenidos si aspiran a formar profesionales capaces de responder a los desafíos de la era digital de la salud.

Importancia del pilotaje de instrumentos de investigación

El pilotaje constituye una fase esencial en el desarrollo de instrumentos destinados a la medición de constructos complejos, ya que permite evaluar su claridad, pertinencia y funcionamiento antes de su aplicación en muestras amplias. Diversos autores sostienen que la etapa piloto actúa como un filtro metodológico para detectar errores conceptuales, problemas de redacción, inconsistencias psicométricas y reacciones inesperadas por parte de los participantes (Johanson & Brooks, 2010). Esta fase también facilita estimar tiempos de respuesta, evaluar la comprensión de los ítems y garantizar que cada dimensión del instrumento mida adecuadamente el constructo propuesto. En el caso de investigaciones emergentes —como aquellas vinculadas a la integración de inteligencia artificial en la medicina de precisión— el pilotaje adquiere un valor estratégico, ya que permite ajustar instrumentos en contextos de rápida transformación tecnológica y terminológica.

Además de verificar la viabilidad operativa del instrumento, el pilotaje cumple un rol crítico en la estimación preliminar de su fiabilidad y validez de contenido. La literatura metodológica destaca que los índices iniciales de consistencia interna, aunque no definitivos, ofrecen información clave para orientar la reformulación de ítems, la reestructuración de dimensiones o la eliminación de reactivos problemáticos (DeVellis, 2017; Boateng et al., 2018). Este proceso iterativo mejora la precisión del instrumento y evita errores sistemáticos en estudios posteriores.

Asimismo, el pilotaje permite evaluar la adecuación cultural y contextual de los ítems, un aspecto especialmente relevante en investigaciones aplicadas en múltiples países o sistemas de salud. Con estos ajustes iniciales, los investigadores pueden avanzar hacia etapas confirmatorias con mayor solidez metodológica y con instrumentos capaces de producir evidencia robusta y reproducible.

Método

Enfoque del estudio

El estudio se desarrolló desde un enfoque cuantitativo de carácter exploratorio-descriptivo, orientado a obtener indicadores preliminares sobre la aplicabilidad y consistencia interna del Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en Inteligencia Artificial en la Práctica Clínica -CuMP-IA (Vera, 2024; Vera, 2025a). Este enfoque permitió recoger datos cuantificables respecto a las percepciones del grupo participante, analizar el comportamiento inicial de las puntuaciones y estimar el índice de confiabilidad del instrumento. Al tratarse de un pilotaje, el énfasis estuvo puesto en explorar el funcionamiento del cuestionario en condiciones reales de aplicación, más que en establecer conclusiones generalizadas.

Diseño del estudio

Se adoptó un diseño no experimental, transversal y exploratorio-descriptivo, adecuado para examinar el desempeño preliminar del instrumento y su pertinencia para estudios posteriores de validación.



Participantes

La muestra estuvo compuesta por 42 **participantes**, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia. Participaron médicos con experiencia docente, quienes aportan una visión cercana a la práctica clínica y al uso emergente de tecnologías basadas en IA.

Instrumento

El instrumento utilizado para el estudio corresponde al Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en Inteligencia Artificial en la Práctica Clínica (CuMP-IA) (Vera, 2024; Vera, 2025a). Su validez de contenido fue evaluada mediante un panel de jueces expertos compuesto por cuatro médicos con experiencia en docencia, quienes revisaron la pertinencia, claridad y representatividad conceptual de cada ítem.

El cuestionario está estructurado en cuatro dimensiones que abarcan los aspectos centrales de la integración de IA en la medicina de precisión:

1. Conocimientos sobre medicina de precisión.
2. Aplicación de IA en la medicina de precisión.
3. Barreras percibidas (para su implementación en contextos sanitarios).
4. Actitudes y disposición (hacia el uso de IA en la práctica clínica).

En su versión inicial, el instrumento estuvo conformado por 25 ítems tipo escala Likert de cinco puntos, cuyos rangos abarcaron desde *Totalmente en desacuerdo* hasta *Totalmente de acuerdo*. Posteriormente, y tras una segunda revisión por parte de un panel de expertos, se ajustó la redacción de varios enunciados para mejorar su claridad y coherencia conceptual. Como resultado de este proceso, un ítem fue eliminado, quedando el cuestionario constituido por 24 ítems, distribuidos en cuatro dimensiones.

Actualmente, el CuMP-IA se encuentra en un riguroso proceso de pilotaje, cuyo propósito es evaluar la fiabilidad total del instrumento y la consistencia interna de cada dimensión, con miras a su posterior aplicación en muestras ampliadas y estudios de validación confirmatoria.

Procedimiento

La aplicación se realizó de forma virtual mediante un enlace Google Forms distribuido en redes sociales y en plataformas digitales de la Red Internacional de Investigadores en Educación (REDIIE), durante una semana. Se informó a los participantes sobre los objetivos del estudio y la confidencialidad del proceso. Tras la recopilación de respuestas, se revisó un análisis descriptivo (medias, desviaciones estándar y mínimos/máximos) y análisis de confiabilidad por dimensión e instrumento total. Dejándose para este trabajo, sólo los resultados del índice de fiabilidad del instrumento total y de sus cuatro dimensiones.

Para el análisis estadístico, se cargó la base de respuestas en forma .csv en JASP (JASP Team, 2025), un software estadístico gratuito y de código abierto que ofrece una interfaz gráfica fácil de usar para el análisis de datos, similar a SPSS. Está construido sobre la plataforma R, pero evita la pronunciada curva de aprendizaje asociada a la programación al proporcionar una interfaz intuitiva basada en selecciones y clics. JASP permite realizar análisis estadísticos tanto frecuentistas tradicionales como bayesianos, lo que lo convierte en una herramienta popular tanto para la enseñanza como para la investigación.

Resultados

Fiabilidad del instrumento total

La fiabilidad interna del instrumento se evaluó mediante el coeficiente alfa de Cronbach, cuyos resultados se presentan en la Tabla 3. El análisis mostró un valor de $\alpha = 0.925$, acompañado de un error estándar de 0.017 y un intervalo de confianza del 95% que oscila entre 0.891 y 0.959. Estos valores indican un excelente nivel de consistencia interna, superando ampliamente el umbral de 0.80 habitualmente aceptado para instrumentos de investigación y situándose, incluso, dentro del rango asociado a niveles de confiabilidad muy altos.

Tabla 3. *Fiabilidad del Instrumento Total (α de Cronbach)*

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% (Inferior)	IC 95% (Superior)
α de Cronbach	0.925	0.017	0.891	0.959

Nota: Los siguientes ítems correlacionaron negativamente con la escala son 6, 10 y 23; IC = Intervalo de confianza.

Además, se identificaron algunos ítems que correlacionaron negativamente con la escala total, lo que constituyó un insumo clave para el proceso de ajuste y refinamiento propio de la fase de pilotaje. En conjunto, estos resultados respaldan la solidez preliminar del instrumento y orientan las mejoras necesarias antes de su aplicación en una muestra ampliada.

Fiabilidad por dimensiones del instrumento

A continuación, se presentan los resultados del análisis de consistencia interna (α de Cronbach) para cada una de las dimensiones del instrumento. Este procedimiento permitió evaluar la coherencia de los ítems que conforman cada constructo, facilitando la identificación de fortalezas y áreas que requieren revisión.

Dimensión 'Conocimientos sobre medicina de precisión'

Los resultados muestran que la dimensión 'Conocimientos sobre medicina de precisión' presenta un coeficiente alfa de Cronbach de 0.903, lo cual indica un nivel de consistencia interna excelente (Tabla 4). En términos psicométricos, valores de $\alpha \geq 0.90$ sugieren que los ítems del constructo están altamente correlacionados entre sí y que efectivamente miden un mismo concepto subyacente: en este caso, el grado de conocimiento que poseen los participantes sobre medicina de precisión.

Tabla 4. *Fiabilidad de la dimensión 'Conocimientos sobre medicina de precisión'*

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% (Inferior)	IC 95% (Superior)
Alfa de Cronbach	0.903	0.018	0.868	0.937

Nota: IC = Intervalo de confianza.

El error estándar (0.018) es bajo, lo que indica una estimación precisa del coeficiente. Asimismo, el intervalo de confianza del 95% (0.868–0.937) confirma la estabilidad del alfa, ya que todos los valores dentro del rango permanecen por encima del umbral generalmente aceptado de 0.80 para instrumentos sólidos en investigación educativa y biomédica. En conjunto, estos resultados respaldan la fiabilidad de esta dimensión y sugieren que los ítems son adecuados para seguir utilizándose en etapas posteriores del estudio o en muestras más amplias.

Dimensión 'Aplicación de IA en la medicina de precisión'

Los resultados de fiabilidad para la dimensión *Aplicación de IA en medicina de precisión* muestran un coeficiente α de Cronbach de 0.902, lo cual indica un nivel de consistencia interna excelente. Este valor supera ampliamente el umbral recomendado de 0.80 para instrumentos en fase exploratoria y se sitúa dentro del rango considerado como alta confiabilidad (≥ 0.90), lo que sugiere que los ítems que componen esta dimensión miden de manera consistente el constructo propuesto (Tabla 5).

Tabla 5. Fiabilidad de la dimensión 'Aplicación de IA en medicina de precisión'

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% (Inferior)	IC 95% (Superior)
α de Cronbach	0.902	0.026	0.852	0.952

Nota: IC = Intervalo de confianza.

El error estándar (0.026) refleja una variabilidad mínima en la estimación del coeficiente, mientras que el intervalo de confianza al 95% (IC 95%), que fluctúa entre 0.852 y 0.952, confirma la estabilidad y precisión del coeficiente obtenido. En conjunto, estos valores evidencian que la dimensión está adecuadamente estructurada y que sus ítems funcionan de forma homogénea, contribuyendo de manera sólida a la medición del nivel de aplicación de la inteligencia artificial en contextos de medicina de precisión.

Dimensión 'Barreras percibidas' asociadas a la medicina de precisión basada en IA

La Tabla 6 presenta los resultados del análisis de fiabilidad para la dimensión *Barreras percibidas*. El coeficiente α de Cronbach obtenido fue 0.506, con un intervalo de confianza del 95% entre 0.329 y 0.684. Este valor indica un nivel de consistencia interna bajo, situándose por debajo del umbral recomendado de 0.70 para escalas en desarrollo.

Además, se observó que el ítem 18 mostró una correlación negativa con el total de la escala, lo cual sugiere que está midiendo un constructo diferente o generando ruido dentro de la dimensión. Estos resultados evidencian la necesidad de revisar, ajustar o reformular los ítems de esta dimensión antes de avanzar hacia la validación definitiva del instrumento.

Tabla 6. Fiabilidad de la dimensión 'Barreras percibidas'

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% Inferior	IC 95% Superior
α de Cronbach	0.506	0.090	0.329	0.684

Nota: IC = Intervalo de confianza.

Esto podría indicar:

- heterogeneidad conceptual dentro de la dimensión;
- necesidad de revisar redacción;
- inversión de escala en algunos ítems (posibles ítems reversos);
- o que la dimensión requiere ser reestructurada.

Se recomienda una revisión conceptual y psicométrica profunda antes de utilizar esta dimensión en estudios confirmatorios.

Dimensión 'Actitudes y disposición'

La Dimensión Actitudes y Disposición obtuvo un coeficiente alfa de Cronbach de 0.689, con un intervalo de confianza al 95% que oscila entre 0.585 y 0.793 (Tabla 7). Aunque este valor se sitúa por debajo del umbral recomendado de 0.70 para una fiabilidad aceptable, indica un nivel moderado de consistencia interna entre los ítems de esta dimensión. El intervalo de confianza confirma esta condición, dado que su límite inferior muestra una fiabilidad baja, mientras que su límite superior se aproxima a niveles adecuados.

Tabla 7. *Fiabilidad de la dimensión Actitudes y disposición*

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% Inferior	IC 95% Superior
Alfa de Cronbach	0.689	0.053	0.585	0.793

Nota: IC = Intervalo de confianza.

En conjunto, estos resultados sugieren que la dimensión presenta una estructura relativamente coherente, pero, requiere revisión y ajustes para mejorar la claridad, precisión y alineación conceptual de algunos ítems antes de su uso en estudios posteriores o aplicaciones a gran escala.

Conclusiones

Los resultados obtenidos en esta fase de pilotaje permiten delinear con claridad tanto las fortalezas como los aspectos que requieren mejoras en el Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en IA en la Práctica Clínica (CuMP-IA). En términos globales, el análisis de fiabilidad revela que el instrumento posee un buen desempeño inicial, y que el pilotaje ha cumplido su propósito fundamental: identificar ajustes necesarios antes de avanzar hacia etapas formales de validación.

En particular, las dimensiones *Conocimientos sobre medicina de precisión* y *Aplicación de IA en la medicina de precisión* muestran coeficientes α de Cronbach robustos, situándose dentro del rango considerado como excelente para instrumentos en desarrollo. Esto respalda la coherencia interna de sus ítems y sugiere que ambas dimensiones pueden emplearse con seguridad en análisis posteriores o en aplicaciones ampliadas.

La dimensión *Actitudes y disposición*, por su parte, evidencia un nivel moderado de consistencia interna. Aunque sus indicadores preliminares son alentadores, se recomienda complementar este análisis con otros métodos —como omega de McDonald, análisis factorial exploratorio o revisión conceptual fina— para consolidar un coeficiente definitivo que garantice su estabilidad psicométrica.

Finalmente, la dimensión *Barreras percibidas* requiere una revisión prioritaria. Su bajo nivel de fiabilidad y la presencia de ítems con correlación negativa indican posibles problemas de redacción, ambigüedad conceptual o heterogeneidad interna. Esta dimensión deberá ser reformulada, depurada o eventualmente reestructurada antes de incluirse en estudios cuantitativos confirmatorios.

En síntesis, el pilotaje ha proporcionado información valiosa para fortalecer el instrumento, orientar mejoras específicas y asegurar que las siguientes etapas de investigación se basen en un cuestionario más sólido, claro y alineado conceptualmente con los principios de la medicina de precisión asistida por IA. Los hallazgos preliminares permiten identificar ítems que requieren ajustes en su redacción, nivel de dificultad o pertinencia, así como aquellos que muestran un adecuado nivel de comprensión y discriminación entre participantes.

Nota: Los autores de este trabajo emplearon diversas herramientas basadas en inteligencia artificial como apoyo al proceso investigativo. En particular, se utilizó Consensus para la búsqueda y revisión de literatura científica y ChatGPT 5.1 para la revisión y optimización del estilo académico. Estas herramientas fueron integradas como recursos complementarios, sin sustituir el criterio analítico de los investigadores, con el propósito de fortalecer la rigurosidad metodológica, mejorar la claridad expositiva y asegurar mayor precisión en el desarrollo del estudio.

Referencias

- Abualigah, L., Alomari, S., Almomani, M., Zitar, R., Saleem, K., Migdady, H., Snásel, V., Smerat, A., & Ezugwu, A. (2025). Artificial intelligence-driven translational medicine: a machine learning framework for predicting disease outcomes and optimizing patient-centric care. *Journal of Translational Medicine*, 23. <https://doi.org/10.1186/s12967-025-06308-6>
- Ahsan, Z. (2025). Integrating artificial intelligence into medical education: A narrative review. *BMC Medical Education*. <https://link.springer.com/article/10.1186/s12909-025-07744-0>
- Alowais, S., Alghamdi, S., Alsuhebany, N., Alqahtani, T., Alshaya, A., Almohareb, S., Aldairem, A., Alrashed, M., Saleh, K., Badreldin, H., Yami, M., Harbi, S., & Albekairy, A. (2023). Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice. *BMC Medical Education*, 23. <https://doi.org/10.1186/s12909-023-04698-z>
- Bi, W., Hosny, A., Schabath, M., Giger, M., Birkbak, N., Mehrtash, A., Allison, T., Arnaout, O., Abbosh, C., Dunn, I., Mak, R., Tamimi, R., Tempany, C., Swanton, C., Hoffmann, U., Schwartz, L., Gillies, R., Huang, R., & Aerts, H. (2019). Artificial intelligence in cancer imaging: Clinical challenges and applications. *Ca*, 69, 127 - 157. <https://doi.org/10.3322/caac.21552>
- Boateng, G. O., Neilands, T. B., Frongillo, E. A., Melgar-Quiñonez, H. R., & Young, S. L. (2018). Best practices for developing and validating scales for health, social, and behavioral research: A primer. *Frontiers in Public Health*, 6, 149. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149>
- Borkowski, A., Boyko, O. , & Anne Champeaux, A. (2025). Artificial intelligence in medical education [Preprint]. Preprints. https://www.preprints.org/frontend/manuscript/fc1928f5fb3d7929884061aa5d0e36f8/download_p_ub
- Brew-Sam, N., Parkinson, A., Lueck, C., Brown, E., Brown, K., Bruestle, A., Chisholm, K., Collins, S., Cook, M., Daskalaki, E., Drew, J., Ebbeck, H., Elisha, M., Fanning, V., Henschke, A., Herron, J., Matthews, E., Murugappan, K., Neshev, D., ... Desborough, J. (2022). The current understanding of precision medicine and personalised medicine in selected research disciplines: study protocol of a systematic concept analysis. *BMJ Open*, 12(9), e060326. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-060326>
- Busnatu, Ș., Niculescu, A., Bolocan, A., Petrescu, G., Păduraru, D., Nastasa, I., Lupușoru, M., Geantă, M., Andronic, O., Grumezescu, A., & Martins, H. (2022). Clinical Applications of Artificial Intelligence—An Updated Overview. *Journal of Clinical Medicine*, 11. <https://doi.org/10.3390/jcm11082265>



- Collins, F. S., & Varmus, H. (2015). *A new initiative on precision medicine*. *New England Journal of Medicine*, 372(9), 793–795. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25635347/>
- Copeland, B. J. (2024). *MYCIN*. Encyclopaedia Britannica. <https://www.britannica.com/technology/MYCIN>
- DeVellis, R. F. (2017). *Scale development: Theory and applications* (4th ed.). Sage Publications.
- Dzau, V. J., & Ginsburg, G. (2016). Realizing the full potential of precision medicine in health and health care. *NAM Perspectives*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27669484/>
- Evans, W., Meslin, E. M., Kai, J., & Qureshi, N. (2024). Precision Medicine—Are We There Yet? A Narrative Review of Precision Medicine’s Applicability in Primary Care. *Journal of Personalized Medicine*, 14(4), 418. <https://doi.org/10.3390/jpm14040418>
- Ferryman, K., & Pitcan, M. (2018). *Precision Medicine? Contemporary Issues and Concerns Primer*. Data & Society. https://datasociety.net/wp-content/uploads/2018/02/DataandSociety_What_Is_Precision_Medicine_Primer_2018.pdf
- Gazquez-García, J., Sánchez-Bocanegra, C. L., & Sevillano, J. L. (2025). AI in the health sector: Systematic review of key skills for future health professionals. *JMIR Medical Education*, 11, e58161. <https://mededu.jmir.org/2025/1/e58161>
- Giordano, C., Brennan, M., Mohamed, B., Rashidi, P., Modave, F., & Tighe, P. (2021). Accessing Artificial Intelligence for Clinical Decision-Making. *Frontiers in Digital Health*, 3. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2021.645232>
- Hadweh, P., Niset, A., Salvagno, M., Barajraji, M., Hadwe, S., Taccone, F., & Barrit, S. (2025). Machine Learning and Artificial Intelligence in Intensive Care Medicine: Critical Recalibrations from Rule-Based Systems to Frontier Models. *Journal of Clinical Medicine*, 14. <https://doi.org/10.3390/jcm14124026>
- Hurtado, C. (2022). Medicina de precisión: conceptos, aplicaciones y proyecciones. *Revista Médica Clínica Las Condes*, 33(1), 7–16. <https://doi.org/10.1016/j.rmcl.2022.01.002>
- Iqbal, M., Javed, Z., Sadia, H., Qureshi, I., Irshad, A., Ahmed, R., Malik, K., Raza, S., Abbas, A., Pezzani, R., & Sharifi-Rad, J. (2021). Clinical applications of artificial intelligence and machine learning in cancer diagnosis: looking into the future. *Cancer Cell International*, 21. <https://doi.org/10.1186/s12935-021-01981-1>
- JASP Team. (2025). *JASP (Version 0.18.3) [Computer software]*. University of Amsterdam. <https://jasp-stats.org/>
- Jiang F, Jiang Y, Zhi H, Dong Y, Li H, Ma S, et al. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*. 2, 230-243. <https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101>
- Johanson, G. A., & Brooks, G. P. (2010). Initial scale development: Sample size for pilot studies. *Educational and Psychological Measurement*, 70(3), 394–400. <https://doi.org/10.1177/0013164409355692>
- Khalifa, M., & Albadawy, M. (2024). AI in Diagnostic Imaging: Revolutionising Accuracy and Efficiency. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2024.100146>
- Mello-Thoms, C., & Mello, C. (2023). Clinical applications of artificial intelligence in radiology. *The British Journal of Radiology*, 96. <https://doi.org/10.1259/bjr.20221031>
- Mosavi, N., & Santos, M. (2024). Enhancing Clinical Decision Support for Precision Medicine: A Data-Driven Approach. *Informatics*, 11, 68. <https://doi.org/10.3390/informatics11030068>
- National Cancer Institute. (2025). *Precision medicine*. U.S. Department of Health and Human Services, National Institutes of Health. <https://www.cancer.gov/search/results?swKeyword=precision+medicine>

- National Research Council. (2011). Toward precision medicine: Building a knowledge network for biomedical research and a new taxonomy of disease. National Academies Press. <https://www.nationalacademies.org/read/13284>
- Pallumeera, M., Giang, J., Singh, R., Pracha, N., & Makary, M. (2025). Evolving and Novel Applications of Artificial Intelligence in Cancer Imaging. *Cancers*, 17. <https://doi.org/10.3390/cancers17091510>
- Srivastav, A., Mishra, M., Lillard, J., & Singh, R. (2025). Transforming Pharmacogenomics and CRISPR Gene Editing with the Power of Artificial Intelligence for Precision Medicine. *Pharmaceutics*, 17. <https://doi.org/10.3390/pharmaceutics17050555>
- Tekkeşin, A. İ. (2019). Artificial intelligence in healthcare: Past, present and future. *Anatolian Journal of Cardiology*, 22(Suppl 2), 8–9. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31670713/>
- Tolentino, R., et al. (2024). Curriculum frameworks and educational programs in AI for medical students, residents, and practicing physicians: Scoping review. *JMIR Medical Education*, 10, e54793. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39023999/>
- Topol, E. J. (2019). *Deep medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. Basic Books. <https://amiif.org/wp-content/uploads/2020/07/10-Disenar-la-medicina-del-futuro.pdf>
- U.S. Food and Drug Administration. (2013). *Paving the Way for Personalized Medicine: FDA's Role in a New Era of Medical Product Development*. U.S. Department of Health and Human Services. <http://wayback.archive-it.org/7993/20180125110554/https://www.fda.gov/downloads/ScienceResearch/SpecialTopics/PrecisionMedicine/UCM372421.pdf>
- Vera, F. (2024). Students' Perceptions of the Integration of Artificial Intelligence Nursing Education: A Study at a Private Chilean University. *Transformar*, 5(4), 58–73. <https://revistatransformar.cl/index.php/transformar/article/view/148>
- Vera, F. (2025a). *Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en IA en la Práctica Clínica (CuMP-IA)*. Red Internacional de Investigadores en Educación (REDIIE). <https://rediee.cl/cump-ia/>
- Vera, F. (2025b). AI-Driven Precision Medicine: Challenges and Opportunities in Training the Next Generation of Physicians. V Congreso Internacional de Tecnología, Aprendizaje y Educación (CITAE 2025), ISSN 2735-6590. <https://rediee.cl/wp-content/uploads/AI-Driven-Precision-Medicine....pdf>
- Wang, J., Zeng, Z., Li, Z., Liu, G., Zhang, S., Luo, C., Hu, S., Wan, S., & Zhao, L. (2025). The clinical application of artificial intelligence in cancer precision treatment. *Journal of Translational Medicine*, 23. <https://doi.org/10.1186/s12967-025-06139-5>
- Wang, S., Huang, Z., Li, J., Wu, Y., Du, J., & Li, T. (2024). Optimization of diagnosis and treatment of hematological diseases via artificial intelligence. *Frontiers in Medicine*, 11. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1487234>
- World Health Organization. (2021). *Ethics and governance of artificial intelligence for health*. World Health Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>
- Yin, J., Ngiam, K., & Teo, H. (2020). Role of Artificial Intelligence Applications in Real-Life Clinical Practice: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 23. <https://doi.org/10.2196/25759>