De interés especial

La inteligencia artificial entra en la consulta de pediatría: ¿qué aspectos éticos deben tenerse en cuenta?

M. Esquerda Areste

Facultad de Ciencias de la Salud Blanquerna - Universidad Ramon Llull. Barcelona - *https://orcid.org/0000-0002-5781-8298

Resumen

La inteligencia artificial (IA) ha dejado de ser una promesa para convertirse en una realidad que empieza a transformar la consulta pediátrica, impulsada por el acceso a grandes bases de datos y por la digitalización de la asistencia, especialmente a través de la historia clínica electrónica y la creciente interoperabilidad. Este artículo describe qué entendemos por IA y cómo se diferencia de los análisis estadísticos clásicos, situando su despliegue en cuatro ámbitos interrelacionados: salud individual, salud poblacional, sistemas sanitarios e industria farmacéutica/tecnológica. A partir de ahí, se revisan los principales retos éticos que acompañan su incorporación: confidencialidad y protección de datos (incluido el riesgo actual de uso individual de IAs generalistas con información clínica), seguridad y precisión (caja negra, sesgos, errores de predicción, alucinaciones y necesidad de evaluación en condiciones reales), responsabilidad profesional y preservación de competencias clínicas (riesgos de *deskilling*, *neverskilling* y *misskilling*). Finalmente, analiza el impacto de la IA en la confianza y en la relación asistencial, en un escenario donde pacientes y familias llegan con hipótesis generadas por herramientas conversacionales, lo que puede favorecer un modelo más deliberativo y relacional si se integra con garantías y supervisión. Se concluye que el valor clínico de la IA dependerá de su implementación responsable: marcos regulatorios, gobernanza del dato, evaluación robusta, trazabilidad y fortalecimiento del juicio clínico y del vínculo terapéutico.

Abstract

Artificial intelligence (AI) is no longer a distant promise: it is progressively reshaping pediatric practice, driven by access to large clinical datasets and the widespread digitalization of care, particularly through electronic health records and increasing interoperability. This article clarifies what AI is and how it differs from classical statistical approaches, and frames its deployment across four interconnected domains: individual health, population health, health systems, and the pharmaceutical/medical technology sector. The article discusses the main ethical challenges associated with implementation: confidentiality and data protection (including the current risk of clinicians using general-purpose AI tools with identifiable or potentially identifiable clinical information), safety and accuracy (black-box models, bias, prediction errors, hallucinations, and the need for rigorous real-world evaluation), professional responsibility, and preservation of clinical competence (risks of deskilling, neverskilling, and misskilling). Finally, it addresses the impact on trust and the clinician-family relationship in a context where families increasingly arrive with AI-generated hypotheses, which may support a more relational and shared decision-making model if appropriately governed. The paper concludes that AI's clinical value will depend on responsible implementation, including regulatory alignment, data governance, robust evaluation, traceability, and reinforcement of clinical judgment and the therapeutic relationship.

Palabras clave: Inteligencia artificial; Pediatría; Ética; Privacidad; Sesgos; Explicabilidad; Responsabilidad; Relación médico-paciente.

Key words: *Artificial intelligence; Pediatrics; Ethics; Data privacy; Bias; Explainability; Professional responsibility; Clinician-patient relationship.*

Introducción

La inteligencia artificial (IA) ha dejado de ser una promesa lejana para convertirse en una realidad que empieza a transformar, de forma progresiva pero sostenida, la práctica clínica cotidiana[1-5]. En pediatría, esta transformación no es futurista: ya está ocurriendo, pero se prevé que en pocos años se acelere.

Su evolución se parece al crecimiento del bambú: durante años, a veces décadas, parece que no sucede nada visible en su crecimiento, pero bajo tierra las raíces se expanden, se fortalecen y se organizan, y cuando finalmente emerge, el crecimiento es extraordinariamente rápido. Algunas especies de bambú pueden crecer hasta 90 cm al día en condiciones óptimas, no por generación espontánea, sino porque el trabajo invisible ya estaba hecho.

La IA ha seguido un proceso similar. Durante décadas se han desarrollado algoritmos, se han perfeccionado modelos estadísticos y se han entrenado redes neuronales. Cuando las capacidades de los modelos se consolidan y su integración tecnológica se simplifica, la sensación es la de un crecimiento súbito, casi disruptivo[2,4].

El desarrollo de la IA no depende tan solo de un desarrollo tecnológico potente, sino que precisa de acceso a grandes bases de datos, y el ámbito clínico ha experimentado en las últimas décadas una enorme digitalización. Esta digitalización pareció un cambio meramente organizativo, incluso burocrático, pero mientras aprendíamos a convivir con pantallas y registros estructurados, se estaba generando una base de datos clínica sin precedentes.

La IA necesita volumen, variedad y continuidad de información para aprender; y en pediatría, donde el desarrollo evolutivo es clave, esta acumulación estructurada de información constituye un terreno especialmente fértil para los modelos predictivos. La historia clínica electrónica proporciona precisamente eso: datos longitudinales desde el nacimiento, trayectorias de crecimiento, diagnósticos codificados, pruebas complementarias, tratamientos y evolución clínica[2,4].

Este crecimiento acelerado va a ir ligado no solo al volumen de datos, sino a su interconexión y velocidad de generación. La interoperabilidad entre niveles asistenciales, la digitalización de imágenes y la monitorización continua amplifican la capacidad de los algoritmos para detectar patrones.

De los datos a la decisión: qué entendemos por IA y cómo se integra en medicina

La IA es un conjunto de técnicas matemáticas que permiten a un sistema aprender patrones a partir de datos y, con ello, hacer predicciones o clasificaciones sin que cada regla esté programada explícitamente por una persona. A diferencia de muchos análisis estadísticos clásicos, donde el clínico o el investigador formulan de entrada un modelo con variables seleccionadas y relaciones predefinidas (p. ej., una regresión para explicar el efecto de X sobre Y), en la IA, especialmente en *machine learning*, el algoritmo descubre por sí mismo combinaciones complejas y no lineales entre múltiples variables, incluso cuando estas variables sean muy numerosas (imágenes, texto, series temporales), y optimiza su rendimiento para una tarea concreta[3].

Esto aporta potencia en contextos de alta complejidad, pero también introduce retos clínicos y éticos; por ejemplo, el modelo puede no ser interpretable ("caja negra"), puede aprender sesgos presentes en los datos y su rendimiento depende críticamente de la calidad, representatividad y validación externa de los conjuntos con los que se entrena.

Con este telón de fondo, podemos identificar el despliegue de la IA en medicina en cuatro grandes ámbitos interrelacionados (Fig. 1)[4,5]:

- En primer lugar, en la salud individual, integrándose en ámbitos como el triaje, el apoyo diagnóstico y la toma de decisiones clínicas, así como en el seguimiento de enfermedades crónicas, transformando la atención hacia modelos más personalizados y predictivos.
- En segundo lugar, en la salud poblacional, donde permite monitorizar tendencias epidemiológicas, predecir riesgos colectivos, identificar grupos vulnerables y orientar estrategias de prevención e intervención con mayor precisión.
- Un tercer ámbito corresponde a los sistemas de salud, donde la IA optimiza la gestión de recursos, mejora el control de calidad, facilita la codificación y facturación, y contribuye a la detección de fraudes, influyendo directamente en la sostenibilidad del sistema.
- Finalmente, en el sector de las farmacéuticas y la tecnología médica, acelera el descubrimiento de fármacos, apoya el diseño y análisis de ensayos clínicos, fortalece la farmacovigilancia y genera evidencia del mundo real, redefiniendo los procesos de innovación biomédica.

Estos cuatro espacios muestran que la IA no impacta solo en el acto clínico, sino en toda la arquitectura de la medicina contemporánea. En la tabla I, se identifican múltiples áreas específicas

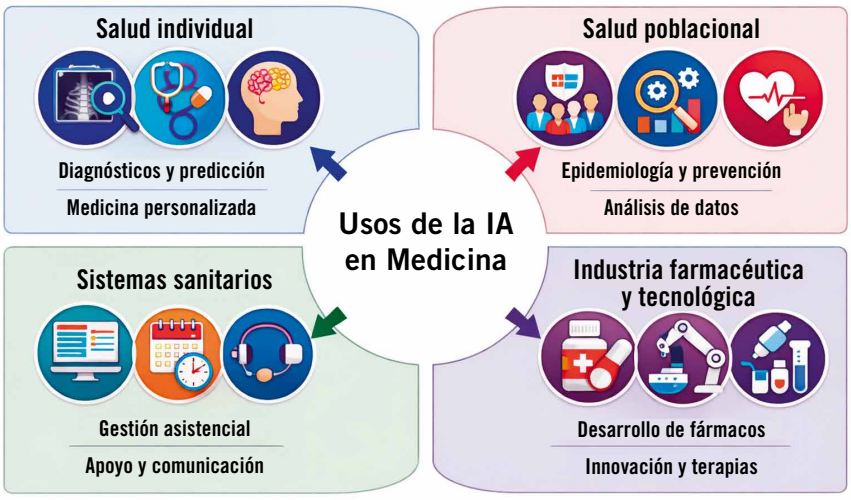

Figura 1. Usos de la inteligencia artificial en pediatría.

Tabla I. Usos de la inteligencia artificial en pediatría

1. **Apoyo diagnóstico:** algoritmos capaces de ayudar a interpretar imágenes (dermatología pediátrica, radiología, retinopatía del prematuro), electrocardiogramas o patrones respiratorios, así como dar soporte en la toma de decisiones
2. **Predicción y estratificación de riesgo:** modelos que anticipan riesgo de sepsis neonatal, deterioro clínico en hospitalización o complicaciones en enfermedades crónicas, como diabetes o asma
3. **Salud mental infantojuvenil:** análisis de entrevistas clínicas mediante modelos de lenguaje que identifican patrones depresivos, ansiosos o de riesgo suicida
4. **Medicina personalizada:** integración de datos genómicos, metabólicos y clínicos para ajustar tratamientos
5. **Monitorización continua:** dispositivos portátiles que permiten seguimiento las 24 horas de constantes vitales en niños con patologías crónicas
6. **Gestión del tiempo clínico:** sistemas de apoyo a la historia clínica, transcripción automática y redacción de informes
7. **Educación sanitaria y comunicación con familias:** asistentes conversacionales que responden dudas frecuentes
8. **Organización y planificación asistencial:** optimización de agendas y predicción de demanda urgente
9. **Investigación pediátrica:** análisis masivo de datos poblacionales, desarrollo de terapias avanzadas y personalizadas, desarrollo de fármacos y otras terapias (génicas, etc.)
10. **Simulación y formación médica:** entornos virtuales avanzados para entrenamiento clínico pediátrico, tanto para estudiantes y residentes como para formación continuada

en el ámbito de la pediatría donde, sin ser exhaustivos, la IA puede introducir cambios sustanciales.

Con frecuencia, al abordar la IA en salud, el imaginario colectivo se centra en herramientas generalistas de procesamiento del lenguaje, como los modelos conversacionales de uso abierto (ChatGPT, Copilot, etc.). Sin embargo, cuando analizamos la IA en medicina, nos referimos principalmente a sistemas específicos, entrenados con datos clínicos estructurados, validados en contextos asistenciales concretos y diseñados para tareas delimitadas (diagnóstico por imagen, predicción de riesgo, apoyo a la decisión clínica o gestión sanitaria). La diferencia no es menor: se trata de aplicaciones con requisitos regulatorios, estándares de seguridad y niveles de responsabilidad profesional sustancialmente distintos, cuya integración en la práctica clínica exige evaluación científica rigurosa y marcos éticos bien definidos.

Tabla II. Principales retos éticos

Reto ético	*Riesgos típicos*	*Medidas prácticas*
Privacidad y confidencialidad	Uso de datos fuera de entornos autorizados; pérdida de control sobre almacenamiento/ reutilización	Entornos institucionales acreditados; acuerdos de tratamiento; trazabilidad/auditoría; formación y criterios de uso
Seguridad, precisión y sesgos	Caja negra; sesgos; fallos fuera de población/ centro; alucinaciones en inteligencia artificial (IA) generativa	Validación externa y en vida real; auditorías por subgrupos; monitorización continua; explicabilidad proporcional al riesgo; alertas e incertidumbre
Responsabilidad y competencias	Delegación acrítica; *deskilling/neverskilling/ misskilling*; confusión sobre responsabilidad	Supervisión humana; entrenamiento en límites/sesgos; práctica deliberada sin IA en formación; evaluación periódica de habilidades clínicas nucleares
Confianza y relación asistencial	Familias con hipótesis generadas por *chatbots*; riesgo de deshumanización por tecnificación	Comunicación sobre rol/ limitaciones; decisiones compartidas; usar la IA para liberar tiempo hacia conversación significativa y acompañamiento

Aspectos éticos del uso de la IA en medicina y pediatría

Nos encontramos en un punto de inflexión, pues, por una parte, la IA puede mejorar la seguridad y la precisión, reducir errores diagnósticos, personalizar tratamientos y optimizar recursos; pero también puede amplificar desigualdades, diluir responsabilidades, erosionar la confianza y deshumanizar la práctica clínica si se integra sin criterios éticos, evaluación y supervisión adecuados. En la figura 2, se resume un algoritmo de implementación ética de una herramienta de IA en la consulta pediátrica. Revisamos a continuación los principales retos éticos que acompañan su incorporación a la medicina (Tabla II)[3,6-10].

Figura 2. Algoritmo de implementación ética de una herramienta de inteligencia artificial (IA) en la consulta pediátrica.

Confidencialidad, privacidad y protección de datos

Como se ha señalado, el rendimiento de muchos sistemas de IA en salud depende de su entrenamiento y validación con grandes bases de datos clínicas. Esta premisa convierte la confidencialidad y la protección de datos en un elemento estructural de la implementación: no se trata únicamente de cumplir un requisito legal, sino de preservar uno de los fundamentos de la práctica clínica, la confianza de familias y pacientes en que la información compartida en consulta será tratada con máxima reserva y con finalidades legítimas.

El acceso, procesamiento y reutilización de datos de salud tensionan directamente la privacidad, la intimidad y el secreto profesional, especialmente cuando la información se usa más allá de la finalidad asistencial inmediata (investigación, innovación, mejora de modelos) o cuando los flujos de datos se vuelven masivos e interconectados.

En este marco, dos regulaciones europeas resultan especialmente relevantes. Por un lado, la Ley de IA de la Unión Europea (AI Act)[11] establece un enfoque basado en el riesgo y somete los sistemas de IA de alto riesgo, incluidos muchos usos sanitarios, a obligaciones como gobernanza de datos, documentación, transparencia y supervisión humana. Por otro, el Reglamento del Espacio Europeo de Datos Sanitarios (EHDS)[12] crea un marco común para el uso primario (asistencia) y el secundario (investigación, innovación, políticas públicas y regulación) de los datos de salud, reforzando la interoperabilidad y estableciendo condiciones de acceso, seguridad y reutilización responsable. Este reglamento tiene un cambio claro respecto al actual, pues el modelo de consentimiento para datos sanitarios que propone este espacio es el consentimiento "*opt-out*", donde se presume la participación salvo rechazo explícito, frente al modelo "*opt-in*" actual que exige autorización expresa[12,13]. Ambas normas han sido aprobadas en el ámbito legislativo de la Unión Europea y van a requerir un despliegue progresivo en el desarrollo normativo y organizativo en los Estados miembros.

Un riesgo claro en el momento actual de desarrollo es cuando el pediatra recurre a nivel individual, no institucional, a herramientas de IA generalistas o no acreditadas para procesar información clínica, no anonimizada o parcialmente anonimizada, con el fin de redactar informes, resumir episodios, interpretar pruebas o preparar documentos asistenciales. Precisamente porque estas herramientas son accesibles, rápidas y a veces muy útiles en la práctica diaria, este riesgo es mayor: la presión asistencial y la búsqueda legítima de eficiencia pueden empujar a soluciones "informales" que sacan datos fuera del circuito clínico controlado, con pérdida de control sobre almacenamiento, reutilización y accesos.

Por ello, el uso de la IA en pediatría debería circunscribirse a entornos autorizados y con garantías institucionales (seguridad, trazabilidad y auditoría), de manera que la innovación no ponga en riesgo la confidencialidad; y, en coherencia con ello, las instituciones sanitarias deberían proveer y normalizar estos entornos seguros, facilitando plataformas acreditadas e integradas en la historia clínica electrónica (HCE), con acuerdos claros de tratamiento de datos, acompañándolos de formación y criterios de uso.

Seguridad y precisión

El principio "*primum non nocere*" (primero no hacer daño) exige cautela ante cualquier innovación aplicada a la asistencia. Por ello, antes de incorporar una herramienta a la práctica clínica, necesitamos evidencia de seguridad y precisión, pero también comprensión de sus límites. En el ámbito algorítmico, "precisión" no equivale necesariamente a "utilidad clínica": un modelo puede mostrar un alto rendimiento en un conjunto de datos y, sin embargo, fallar cuando se aplica a otra población, a otro hospital o a un flujo asistencial real. Por ello, la evaluación debe incluir validación externa, comparación con estándares clínicos y análisis del impacto en decisiones y resultados, no solo métricas técnicas[3,8-10].

Un primer desafío es la "caja negra"[14-17]. Muchos modelos ofrecen una predicción o recomendación sin una explicación comprensible para el clínico, lo que dificulta evaluar su plausibilidad, anticipar errores y comunicar decisiones a pacientes y familias. Aunque en medicina se trabaja a menudo con incertidumbre y con conocimiento causal incompleto, aquí se necesita una explicabilidad proporcional al riesgo[15,17]: conocer qué variables o señales han pesado más, disponer de un grado de confianza o incertidumbre, identificar situaciones en las que el modelo es menos fiable (por ejemplo, datos incompletos, poblaciones poco representadas o condiciones raras) y contar con "señales de alerta" cuando la salida sea atípica. La trazabilidad y la interpretabilidad son imprescindibles.

Otro punto crítico son los sesgos[18-21]. Si los datos de entrenamiento no son representativos o reflejan desigualdades previas, el modelo puede reproducirlas o incluso amplificarlas. Los sesgos pueden originarse en quién accede al sistema sanitario, en cómo se registran y codifican los datos (variabilidad entre profesionales, infrarregistro, diferencias en pruebas solicitadas), en el uso de variables "*proxy*" (p. ej., código postal, tipo de seguro, nivel socioeconómico) o en objetivos mal alineados (predecir consumo de recursos en lugar de necesidad clínica)[18,19].

En pediatría, este riesgo es especialmente relevante por varios motivos: la menor prevalencia de ciertas patologías, la enorme heterogeneidad según edad y etapa del desarrollo (del neonato al adolescente) y el peso de determinantes sociales y familiares dificultan entrenar modelos robustos, pues a menudo no quedan bien reflejados en la historia clínica. Los sesgos pueden traducirse en falsos negativos en determinados grupos, infradiagnóstico de condiciones menos "presentes" en los datos (p. ej., trastornos del neurodesarrollo o problemas de salud mental en contextos vulnerables) y recomendaciones menos seguras para poblaciones subrepresentadas o con menos acceso a pruebas.

Por ello, la evaluación segura exige auditorías por subgrupos (edad, sexo, origen, contexto), revisión de variables proxy, validación multicéntrica y mecanismos de monitorización continua que detecten degradación del rendimiento y permitan corregir inequidades antes de que se consoliden en la práctica clínica[20-22]. Exige también buenos datos y buena calidad de la historia clínica electrónica, teniendo en cuenta que no se diseñó para entrenar modelos y puede contener codificación incom-

pleta, datos ausentes o variabilidad entre profesionales, lo que incrementa sesgos[22].

En conjunto, es fundamental tener presente que la IA puede mostrar "competencia sin comprensión"[23]: detecta patrones, pero carece de sentido común y de comprensión del contexto humano (valores, biografía, prioridades, ambigüedad) que es decisivo en la clínica. La paradoja de Moravec[24] recuerda que lo masivo y repetitivo suele ser fácil para las máquinas, mientras que interpretar significado y actuar con prudencia en situaciones complejas sigue siendo difícil. Por ello, una implementación responsable debe situar la IA como apoyo: con supervisión humana, criterios claros de uso, formación para interpretar límites y una cultura de seguridad que incluya evaluación antes del despliegue, seguimiento en la vida real, aprendizaje a partir de incidentes y participación de pacientes/familias. Solo así puede aportar valor sin erosionar la confianza ni la equidad.

Responsabilidad y competencia profesional

La incorporación de sistemas de IA no altera el principio básico de la práctica clínica: la responsabilidad de la decisión sigue recayendo en el profesional. El algoritmo debe considerarse un elemento de apoyo, no un dictamen, cuyo valor depende de su coherencia con el cuadro clínico global, de la calidad del dato de entrada y del contexto del paciente[25,26].

En consecuencia, corresponde al clínico interpretar y contrastar la recomendación, integrándola con la anamnesis, la exploración física, la evolución temporal y la información familiar y social; la IA puede mejorar el reconocimiento de patrones, pero no reemplaza el juicio clínico, particularmente relevante en pediatría por la variabilidad evolutiva y la frecuente presentación inespecífica[3,25].

En este escenario, la disponibilidad de herramientas capaces de sugerir diagnósticos, estratificar riesgos o proponer conductas exige, paradójicamente, más criterio y razonamiento clínico, no menos. La presión asistencial y la aparente precisión de los sistemas pueden favorecer una automatización implícita de decisiones.

Por ello, una integración prudente de la IA implica mantener un razonamiento y criterio clínico para evaluar la plausibilidad, estimar la incertidumbre y, cuando sea necesario, corregir, matizar o descartar la recomendación algorítmica. Cuanto más sofisticada sea la herramienta, más importante resulta evitar la delegación acrítica y preservar el núcleo de razonamiento de la medicina.

La integración progresiva de sistemas de IA plantea, además, un riesgo menos visible pero decisivo: la posible pérdida de la competencia profesional[27]. Cuando determinadas tareas cognitivas se externalizan de forma habitual a herramientas automatizadas, puede producirse *deskilling* (pérdida de habilidades previamente adquiridas por falta de práctica) y también *neverskilling* (no llegar a adquirirlas plenamente porque el sistema "resuelve" antes de que el clínico consolide el aprendizaje). A ello se suma el *misskilling*: no tanto perder habilidades como desarrollarlas de manera desviada, aprendiendo a "gestionar el sistema" (seguir alertas, aceptar sugerencias, optimizar plantillas) más que a profundizar en el razonamiento clínico.

Por ello, la implementación responsable de la IA debería ir acompañada de estrategias explícitas para desarrollar las competencias en médicos residentes (incluso en estudiantes) y preservarlas: formación orientada a comprender límites y sesgos, práctica deliberada sin apoyo algorítmico en determinados contextos formativos, supervisión clínica que premie la argumentación y no solo la "eficiencia", y evaluación periódica de habilidades nucleares para evitar que la tecnología, sin pretenderlo, debilite el núcleo profesional que precisamente debe sostenerla[27].

Confianza e impacto en la relación asistencial

La llegada de la IA a la consulta no está transformando únicamente el acceso a la información, sino la dinámica relacional. Cada vez es más frecuente que pacientes y familias lleguen con respuestas estructuradas, hipótesis diagnósticas y propuestas de pruebas o tratamientos generadas por herramientas conversacionales[28]. Este fenómeno sofistica lo que eran las consultas en Google, pero con la diferencia de que, en este caso, las familias pueden haber incorporado sus propios informes, pruebas o analíticas, y la información puede aparecer como un diagnóstico diferencial y propuesta de exploraciones complementarias. Warner Slack comentaba: "*si un médico puede sustituirse por una máquina, merece ser sustituido*"[29]. Si el trabajo del médico se reduce a proporcionar datos e información, es lógico que herramientas de gestión de información lo hagan mejor.

Este desplazamiento conecta con la evolución contemporánea de la bioética, que ha transitado desde modelos centrados casi exclusivamente en la autonomía hacia enfoques más relacionales, basados en la toma de decisiones compartida y acompañada[1,3]. Sin embargo, la traslación de este ideal a la práctica cotidiana ha sido irregular, pues persisten inercias organizativas paternalistas, limitaciones de tiempo y dificultades comunicativas que hacen que la "decisión compartida" sea, con frecuencia, más declarativa que efectiva. La irrupción de la IA, al introducir nuevas fuentes de información en la consulta, puede acelerar esa transición, no por sustituir el encuentro clínico, sino por obligarnos a explicitar mejor los valores, preferencias, tolerancia a la incertidumbre y objetivos del cuidado.

Precisamente por ello, el desafío no es competir con la máquina en su terreno, sino reforzar aquello que define la práctica clínica como relación[30] y las habilidades relacionales como la conversación significativa, la interpretación contextual, la construcción de confianza y el acompañamiento.

La promesa de la IA de "devolver tiempo" al encuentro clínico solo tendrá sentido si se orienta a reforzar la conexión humana, evitando repetir las distorsiones ya conocidas con la historia clínica electrónica, donde el registro y la tecnificación han podido desplazar el contacto personal y contribuir al malestar profesional[30].

En última instancia, la IA puede empujar hacia un modelo más centrado en la relación terapéutica, donde la información es condición necesaria, pero no suficiente, para una medicina verdaderamente personal. En este sentido, el desafío no es resistir el cambio, sino conducirlo hacia una medicina no

solo más "personalizada", sino verdaderamente más cercana, humana y personal, conjugando "*high tech*" con "*high touch*".

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflictos de interés.

Financiación

Este trabajo no ha recibido financiación específica.

Bibliografía

1. Topol E. Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again. New York: Basic Books; 2019.
2. Haug CJ, Drazen JM. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine. N Engl J Med. 2023; 388: 1201-8. Disponible en: https://dx.doi.org/10.1056/NEJMra2302038.
3. Esquerda M, Pifarré-Esquerda F. Inteligencia artificial en medicina: aspectos éticos, deontológicos y el impacto en la relación médico-paciente. Med Clin. 2024; 163: e44-e48. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.medcli.2024.03.003.
4. USAID. Artificial Intelligence in Global Health: Defining a collective path forward. 2019. Disponible en: https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc2289561/.
5. Topol E. Preparing the healthcare workforce to deliver the digital future the Topol review: an independent report on behalf of the Secretary of State for Health and Social Care. London: NHS Health Education; 2019.
6. Murphy K, Di Ruggiero E, Upshur R, Willison DJ, Malhotra N, Cai JC, et al. Artificial intelligence for good health: a scoping review of the ethics literature. BMC Med Ethics. 2021; 22: 14. Disponible en: https://doi.org/10.1186/s12910-021-00577-8.
7. Ning Y, Teixayavong S, Shang Y, Savulescu J, Nagaraj V, Miao D, et al. Generative artificial intelligence and ethical considerations in health care: a scoping review and ethics checklist. Lancet Digit Health. 2024; 6: e848-e856. Disponible en: https://doi.org/10.1016/s2589-7500(24)00143-2.
8. Keskinbora KH. Medical ethics considerations on artificial intelligence. J Clin Neurosci. 2019; 64: 277-82. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.jocn.2019.03.001.
9. Tang L, Li J, Fantus S. Medical artificial intelligence ethics: a systematic review of empirical studies. Digit Health. 2023; 9: 20552076231186064. Disponible en: https://doi.org/10.1177/20552076231186064.
10. Arbeláez Ossa L, Lorenzini G, Milford SR, Shaw D, Elger BS, Rost M. Integrating ethics in AI development: a qualitative study. BMC Med Ethics. 2024; 25: 10. Disponible en: https://doi.org/10.1186/s12910-023-01000-0.
11. European Parliament, Council of the European Union. Regulation (EU) 2024/1689 of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). Off J Eur Union. 2024.
12. European Parliament, Council of the European Union. Regulation (EU) 2025/327 of 11 February 2025 on the European Health Data Space. Off J Eur Union. 2025.
13. Terzis P, Santamaria Echeverria OE. Interoperability and governance in the European Health Data Space regulation. Med Law Int. 2023; 23: 1-9. Disponible en: https://doi.org/10.1177/09685332231165692.
14. London AJ. Artificial intelligence and black-box medical decisions: Accuracy versus explainability. Hastings Cent Rep. 2019; 49: 15-21. Disponible en: https://doi.org/10.1002/hast.973.
15. Hassija V, Chamola V, Mahapatra A, Singal A, Goel D, Huang K, et al. Interpreting blackbox models: a review on explainable artificial intelligence. Cogn Comput. 2024; 16: 45-74. Disponible en: https://doi.org/10.1007/s12559-023-10179-8.
16. Arbeláez Ossa L, Starke G, Lorenzini G, Vogt JE, Shaw DM, Elger BS. Re-focusing explainability in medicine. Digit Health. 2022; 11: 20552076221074488. Disponible en: https://doi.org/10.1177/20552076221074488.
17. Rueda J, Rodríguez I, Jounou J, Hortal-Carmona, Ausín T, Rodríguez-Arias D. "Just" accuracy? Procedural fairness demands explainability in AI-based medical resource allocations. AI & Soc. 2024; 39: 1411-22. Disponible en: https://doi.org/10.1007/s00146-022-01614-9.
18. Challen R, Denny J, Pitt M, Gompels L, Edwards T, Tsaneva-Atanasova K. Artificial intelligence, bias and clinical safety. BMJ Qual Saf. 2019; 28: 231-7. Disponible en: https://doi.org/10.1136/bmjqs-2018-008370.
19. Shah M, Sureja N. A Comprehensive Review of Bias in Deep Learning Models: Methods, Impacts, and Future Directions. Arch Computat Methods Eng. 2025; 32: 255-67. Disponible en: https://doi.org/10.1007/s11831-024-10134-2.
20. Zou J, Schiebinger L. AI can be sexist and racist - it's time to make it fair. Nature. 2018; 559: 324-26. Disponible en: https://doi.org/10.1038/d41586-018-05707-8.
21. Vokinger K, Feuerriegel F, Kesselheim AS. Mitigating bias in machine learning for medicine. Commun Med. 2021; 1: 25. Disponible en: https://doi.org/10.1038/s43856-021-00028-w.
22. Pifarré-Esquerda F, Esquerda M, García-Cuyàs F. Research ethics for AI in healthcare: how, when and who. AI & Soc. 2025; 40: 4299-308. Disponible en: https://doi.org/10.1007/s00146-025-02198-w.
23. Dennett D. From bacteria to Bach and back: The evolution of minds. New York: WW Norton & Company; 2017.
24. Arora A. Moravec's paradox and the fear of job automation in healthcare. The Lancet. 2023; 402: 180-1. Disponible en: https://doi.org/10.1016/s0140-6736(23)01129-7.
25. Palmerini EM, Lucchiari C. Artificial intelligence in the medical context: Who is the agent in charge? J Multidiscip Healthc. 2022; 6: 545-65. Disponible en: https://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-96814-4_24.
26. Pujol Farriols R, Guanyabens J. La medicina en tiempos de inteligencia artificial. Med Clin. 2023; 161: 530-2.
27. Abdulnour RE, Gin B, Boscardin CK. Educational strategies for clinical supervision of artificial intelligence use. N Engl J Med. 2025; 393: 786-97. Disponible en: https://doi.org/10.1056/nejmra2503232.
28. Sundar KR. When patients arrive with answers. JAMA. 2025; 334: 672-3.
29. Slack WV. Cybermedicine: How Computing Empowers Doctors and Patients for Better Care. San Francisco: Jossey-Bass Edition; 1997.
30. Topol E. Machines and empathy in medicine. Lancet. 2023; 402: 1411. Disponible en: https://doi.org/10.1016/s0140-6736(23)02292-4.

sepeap
Sociedad Española de Pediatría Extrahospitalaria y Atención Primaria