

La inteligencia artificial en el diagnóstico por imagen cardíaca: un camino lleno de retos, desafíos y trampas

Miguel Ángel García Fernández 

Correspondencia

Miguel Ángel García Fernández
maecocardio@gmail.com

Presidente de la Sociedad Española de Imagen Cardíaca

Catedrático de Medicina. Cátedra de imagen cardíaca. Facultad de Medicina, Universidad Complutense de Madrid, España

Citar como: García Fernández MA. La inteligencia artificial en el diagnóstico por imagen cardíaca: un camino lleno de retos, desafíos y trampas. Rev Ecocardiogr Pract Otras Tec Imag Card (RETIC). 2023 Dic; 6(3): I-IV. doi: <https://doi.org/10.37615/retic.v6n3a1>.

Cite this as: García Fernández MA. *Artificial intelligence in cardiac imaging: a path full of challenges, obstacles and pitfalls*. Rev Ecocardiogr Pract Otras Tec Imag Card (RETIC). 2023 Dec; 6(3): I-IV. doi: <https://doi.org/10.37615/retic.v6n3a1>.

La inteligencia artificial en la imagen cardíaca

La inteligencia artificial (IA) está revolucionando el diagnóstico por imagen en una amplia gama de especialidades médicas, incluyendo la cardiología. La IA se utiliza actualmente en imagen cardíaca para automatizar las tareas de cuantificación en los estudios ecocardiográficos.

Su aplicación está permitiendo medir parámetros de cálculo complejo que, de otra manera, no entrarían en las mediciones de la rutina de un estudio, por el consumo de tiempo que necesitan; por ejemplo, el cálculo del *strain* de todas las cavidades, el cálculo de los volúmenes del ventrículo derecho con imagen 3D, el cálculo de los volúmenes del ventrículo izquierdo, etc.⁽¹⁾

Por otra parte, hay ya numerosos trabajos que confirman el potencial de la IA para el diagnóstico directo de distintas patologías, como el de la amiloidosis cardíaca⁽²⁾, el estudio de las anomalías de la contracción segmentaria⁽³⁾, una aproximación al diagnóstico cuantitativo de la regurgitación mitral y tricúspide⁽⁴⁾, la valoración de los pacientes con hipertensión arterial pulmonar y fracaso ventricular derecho⁽⁵⁾, la tipificación de los distintos tipos de disfunción diastólica⁽⁶⁾, o la valoración del riesgo de la estenosis aórtica⁽⁶⁾.

Para llegar a estos diagnósticos se utilizan fundamentalmente las técnicas de *machine learning* que permiten un cálculo rápido de múltiples parámetros ecocardiográficos, que, a su vez, combinan estos resultados con otras técnicas de imagen o con parámetros hemodinámicos. Estos métodos están permitiendo definir nuevos subgrupos o fenotipos de enfermedad.

Sin embargo, la implantación de la IA en el diagnóstico de rutina de las enfermedades cardíacas presenta una serie de desafíos científicos y tecnológicos que conviene conocer.

Conseguir bases de datos de casos patológicos con diagnósticos ciertos

La IA se basa en el aprendizaje automático que necesita grandes cantidades de datos para entrenar a los diferentes algoritmos diagnósticos. El uso de pequeños conjuntos de datos puede limitar la precisión y la fiabilidad de los modelos generados por la IA, y conviene recordar que la creación de grandes bases de datos de imágenes patológicas es un proceso muy complejo y costoso.

Es esencial que las imágenes sean de alta calidad y estén bien etiquetadas, para asegurarnos de que los casos están bien diagnosticados. Además, es importante que las bases de datos de imágenes cardíacas incluyan una amplia variedad de pacientes, con diferentes características demográficas, clínicas y ecocardiográficas.

Otro problema importante es que, independientemente de tener o no las imágenes bien etiquetadas, las imágenes o los registros en sí mismos no se suelen obtener de manera homogénea: los equipos son de distinta calidad y con diferentes tecnologías; los realizan técnicos o médicos con más o menos experiencia, y se registran con mayor o menor cantidad de artefactos. Todas estas variaciones pueden «ensuciar» los datos y producir errores en los algoritmos de diagnóstico finales.

Por otra parte, la creación de este tipo de bases de datos es un proceso muy costoso. Una posible solución a este problema es el uso de técnicas generativas (GAN, por sus siglas en inglés: *generative adversarial networks*) y redes neuronales autocodificadoras, que permiten generar imágenes sintéticas que son indistinguibles de las imágenes reales, pero que no se corresponden con ningún paciente real⁽⁷⁾.

Estas técnicas generativas pueden ayudar a aumentar el tamaño y la diversidad de los conjuntos de datos de imágenes mejorando la precisión y la fiabilidad de los modelos de IA al crear conjuntos de datos de imágenes cardíacas más grandes y representativas, y con un menor coste.

Interpretación de los resultados de la IA

Uno de los retos más críticos de la aplicación de la IA en medicina es la interpretación de sus resultados. Entender cómo llega la IA a un diagnóstico es fundamental antes de que pueda ser ampliamente aceptada en la práctica clínica.

Los modelos de *deep learning* (DL) más utilizados, como las redes neuronales profundas, las redes neuronales convolucionales (CNN), las redes neuronales recurrentes y las redes generativas, a menudo, operan como «cajas negras»; esto significa que los procesos internos a través de los cuales llegan a sus conclusiones no son fácilmente comprensibles por nosotros.

Esta falta de transparencia puede generar desconfianza en sus diagnósticos: efectivamente, si no se comprende el mecanismo que la IA usa para llegar a un diagnóstico, tendremos reticencia a confiar en él. Además, la incompreensión de cómo funcionan estos modelos puede incrementar el riesgo de errores, pues se podría validar un diagnóstico sin entender completamente su fundamento.

Este desafío no es solo técnico sino también práctico. En la toma de decisiones clínicas, es esencial comprender y confiar en las herramientas que utilizamos. A menudo, un diagnóstico es el primer paso en un largo proceso de toma de decisiones, que incluye la elección de tratamientos y la comunicación con el paciente. Si la base de este proceso es opaca, todo el proceso de atención al paciente puede verse comprometido.

Para abordar este problema, se está desarrollando el campo de la IA explicable (XAI, por sus siglas en inglés). La meta principal de XAI es aumentar la transparencia y comprensión de los modelos de IA, especialmente en contextos clínicos donde la claridad en el proceso de toma de decisiones es crucial⁽⁸⁾. Para lograrlo, XAI utiliza distintas técnicas que permiten a los usuarios comprender mejor los resultados proporcionados por la IA.

Las técnicas empleadas en XAI incluyen la visualización de datos gráficamente: desde cómo el modelo procesa los datos hasta cómo llega a sus conclusiones. Esto puede ser especialmente útil para identificar patrones y factores que el modelo considera significativos en el diagnóstico. Además, la interpretación de las reglas proporciona una estructura más comprensible sobre cómo el modelo toma esas decisiones, presentando sus procesos internos en un formato que imita el razonamiento humano.

El desarrollo de herramientas de XAI está en pleno auge, y su integración en los sistemas de IA médica se está convirtiendo en una prioridad al hacer que los modelos de *deep learning* sean más comprensibles.

Aspectos éticos y de privacidad en la implementación de IA en cardiología

Todo el proceso relacionado con la IA requiere la gestión de grandes cantidades de datos. Es muy importante asegurarse de que los datos de los pacientes se manejen con el máximo cuidado para proteger su privacidad. Esto incluye el uso de sistemas de seguridad robustos y protocolos de encriptación.

Es obligatorio el consentimiento informado de los pacientes para el uso de sus datos en los sistemas de IA, explicando cómo se utilizarán, para qué propósitos y quién tendrá acceso a ellos. Sin duda, esto complica la obtención de casos, y especialmente cuando se plantea analizarlos de manera retrospectiva.

Debe estar claro quién es el responsable si hubiera errores de diagnóstico o de tratamiento relacionados con el uso de la IA. Además, hay que garantizar un acceso equitativo a estas tecnologías avanzadas para todos los pacientes, independientemente de su ubicación geográfica o situación económica.

Integración de la IA en los flujos de trabajo del laboratorio de imagen

Uno de los desafíos más importantes es garantizar que los sistemas de IA apoyen la toma de decisiones compartida entre los cardiólogos. La IA no va a reemplazar a los profesionales que trabajan en el laboratorio de imagen, sino que debería ser una herramienta que nos ayude a tomar decisiones más correctas. Para ello, los sistemas de IA deben ser fáciles de usar e interpretar, y deben proporcionar información clara y concisa. Los cardiólogos y técnicos tendremos que aprender cómo funcionan los sistemas de IA y cómo hay que interpretar sus resultados. Esta capacitación tendrá que ser continua, ya que los sistemas de IA están en constante evolución.

Una dificultad importante es la complejidad de integrar la IA en los sistemas informáticos existentes. Los sistemas de IA suelen estar diseñados para funcionar con conjuntos de datos y algoritmos específicos. Esto puede dificultar su integración con los sistemas de gestión de historiales médicos, que suelen ser heterogéneos y complejos. Una alternativa reciente al uso de la IA en los flujos de trabajo del laboratorio de imágenes es el uso de proveedores externos, ya que ofrecen soluciones de IA específicas para problemas diagnósticos concretos, lo que, sin duda, facilita su uso.

Por ejemplo, existe una compañía que proporciona un diagnóstico prácticamente *online* de insuficiencia cardíaca con fracción de eyección conservada simplemente a partir de un clip de ecocardiograma del plano de cuatro cámaras. La FDA ha aprobado recientemente este algoritmo para su uso clínico. Existe otra compañía conocida, como el consorcio, para la valoración de la estenosis aórtica que ofrece la valoración del riesgo con IA a partir del análisis de parámetros ecocardiográficos simples remitidos *online*.

Por último, es importante garantizar una comunicación fluida entre los profesionales sanitarios y la IA. La comunicación debe ser rápida, sencilla y efectiva para que podamos aprovechar al máximo las capacidades de la IA.

El uso de tecnologías como el *large language model* (LLM) para la comunicación entre los profesionales sanitarios y la IA podría facilitar la comunicación y ayudar a los profesionales sanitarios a comprender mejor los resultados que nos proporciona. Así, los sistemas de IA podrían suministrar resúmenes de los resultados en formato de texto o audio, facilitando la comprensión de los resultados, especialmente para los cardiólogos que no están familiarizados con la tecnología. Los sistemas de IA podrán proporcionar incluso recomendaciones clínicas según los resultados ayudando a agilizar el proceso de toma de decisiones.

Comentario final

La IA tiene el potencial de revolucionar el diagnóstico por imagen cardíaca, mejorando la precisión y la eficiencia de los procesos diagnósticos. Sin embargo, la implantación de la IA en la práctica clínica presenta varios desafíos científicos y tecnológicos que se deben abordar antes de que se pueda aceptar de manera generalizada. Estos desafíos incluyen entre otros: la creación de grandes bases de datos de imágenes patológicas, la forma en la que se van a interpretar los resultados de la IA, los aspectos éticos y de privacidad, y la compleja integración de la IA en los flujos de trabajo del laboratorio de imagen.

Es muy difícil tener una perspectiva suficientemente amplia para saber cuál será el lugar real que van a ocupar las técnicas de IA que se incorporan en el laboratorio de imagen cardíaca no solo en la cuantificación, que ya es un hecho, sino en el diagnóstico final. No debemos precipitarnos para creer que su uso será inmediato en nuestros laboratorios.

En mi opinión, el camino para incorporar la AI al diagnóstico final va a ser mucho más complejo de lo que en un primer momento podríamos considerar. El tiempo informático, que es más veloz que nuestro tiempo «humano» nos irá diciendo los caminos que tenemos que seguir. El desarrollo de soluciones para estos desafíos requerirá la colaboración de investigadores, profesionales sanitarios y empresas tecnológicas. Con el esfuerzo conjunto de todos los implicados, la IA tiene el potencial de mejorar significativamente la atención a los pacientes con enfermedades cardíacas.

Referencias

1. Tsang W, Salgo IS, Medvedofsky D, *et al.* Transthoracic 3D Echocardiographic Left Heart Chamber Quantification Using an Automated Adaptive Analytics Algorithm. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2016 Jul;9(7):769-782. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcmg.2015.12.020>
2. García-García E, González-Romero GM, Martín-Pérez EM, *et al.* Real-World Data and Machine Learning to Predict Cardiac Amyloidosis. *Int J Environ Res Public Health*. 2021 Jan 21;18(3):908. doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph18030908>
3. Kusunose K, Abe T, Haga A, *et al.* A Deep Learning Approach for Assessment of Regional Wall Motion Abnormality from Echocardiographic Images. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2020 Feb;13(2 Pt 1):374-381. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcmg.2019.02.024>
4. Wifstad SV, Lovstakken L, Avdal J, *et al.* Quantifying Valve Regurgitation Using 3-D Doppler Ultrasound Images and Deep Learning. *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*. 2022 Dec;69(12):3317-3326. doi: <https://doi.org/10.1109/TUFFC.2022.3218281>
5. Leha A, Hellenkamp K, Unsöld B, *et al.* A machine learning approach for the prediction of pulmonary hypertension. *PLoS ONE*. 2019;14(10):e0224453. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0224453>
6. Sengupta PP, Shrestha S, Kagiya N, *et al.* A Machine-Learning Framework to Identify Distinct Phenotypes of Aortic Stenosis Severity. *JACC. Cardiovascular Imaging*. 2021 Sep;14(9):1707-1720. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcmg.2021.03.020>
7. Skandarani Y, Lalande A, Afilalo J, *et al.* Generative Adversarial Networks in Cardiology. *Can J Cardiol*. 2022 Feb;38(2):196-203. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cjca.2021.11.003>
8. Koulaouzidis G, Jadczyk T, Iakovidis DK, *et al.* Artificial Intelligence in Cardiology-A Narrative Review of Current Status. *J Clin Med*. 2022 Jul;11(13):3910. doi: <https://doi.org/10.3390/jcm11133910>