

REVISIÓN

INTELIGENCIA ARTIFICIAL, IMAGEN MÉDICA Y MEDICINA DE PRECISIÓN: AVANCES Y PERSPECTIVAS

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MEDICAL IMAGING, AND PRECISION MEDICINE: ADVANCES AND PERSPECTIVES

Luis Martí-Bonmatí^{1,2}

1. Académico de Número de la Real Academia Nacional de Medicina de España - Radiología.

2. Área Clínica de Imagen Médica del Hospital Universitario y Politécnico La Fe y Grupo de Investigación Biomédica en Imagen (GIBI230) del Instituto de Investigación Sanitaria La Fe. Valencia.

Palabras clave:

Inteligencia Artificial;
Imagen Médica;
Modelos Predictivos.

Keywords:

Artificial Intelligence;
Medical Imaging;
Predictive Models

Resumen

El papel que tiene la inteligencia artificial (IA) aplicada a la imagen médica para desarrollar y fortalecer la medicina personalizada se describe como un proceso continuo de mejora, un conjunto de oportunidades y un reto profesional de enorme trascendencia. En este trabajo se describen los principales procesos en los que la IA está involucrada con respecto a la imagen, la preparación de datos, la armonización de imágenes, la segmentación automática de órganos y lesiones, su etiquetado, la extracción de variables radiómicas y el desarrollo de modelos clínicos predictivos. También se mencionarán aspectos relacionados con la integración de estas soluciones en la práctica clínica para mejorar la precisión y la eficiencia en el proceso asistencial, el diagnóstico y el tratamiento del paciente más personalizado, eficiente y preciso. Proyectos como PRIMAGE y CHAIMELEON subrayan el potencial transformador de la IA y el papel fundamental de la colaboración interdisciplinaria para hacer realidad este potencial, basado en la colaboración continua multiprofesional para abordar los desafíos éticos, regulatorios, técnicos y clínicos que acompañan a estos avances.

Abstract

The role of artificial intelligence (AI) applied to medical imaging in developing and strengthening personalized medicine is described as a continuous process of improvement, a set of opportunities, and a professional challenge of enormous significance. This paper outlines the main processes in which AI is involved regarding imaging, including data preparation, image harmonization, automatic segmentation of organs and lesions, labeling, extraction of radiomic features, and the development of predictive clinical models. It will also address aspects related to the integration of these solutions into clinical practice to enhance accuracy and efficiency in the care process, diagnosis, and treatment, making it more personalized, efficient, and precise. Projects like PRIMAGE and CHAIMELEON highlight the transformative potential of AI and the fundamental role of interdisciplinary collaboration in realizing this potential, based on ongoing multiprofessional collaboration to address the ethical, regulatory, technical, and clinical challenges that accompany these advancements.

INTRODUCCIÓN

La Inteligencia Artificial (IA) es una herramienta disruptiva, una verdadera revolución, que está modificando todos los aspectos relacionados con la imagen médica y muchos de los procesos que realizamos los médicos (Figura 1).

La integración de la IA en la imagen médica y la medicina de precisión representa un avance significativo en la atención médica, ya que ofrece el potencial de estrategias de diagnóstico y tratamiento personalizadas, eficientes y precisas. La aplicación de la IA en la medicina de precisión permite el análisis de grandes conjuntos de datos, como la genómica, la proteómica y los historiales de los pacientes, para identificar patrones y predecir respuestas indivi-

duales de los pacientes a los tratamientos (1). Esta personalización puede conducir a tratamientos más efectivos con menos efectos secundarios, optimizando los resultados de los pacientes. Los algoritmos de IA pueden procesar y aprender de estos datos de forma más rápida y con mayor precisión que los métodos tradicionales, permitiendo su aplicación en el mundo real.

En la imagen médica, tanto en Radiología como en Medicina Nuclear, la IA ha revolucionado la forma en que se adquieren, interpretan y utilizan las imágenes. Los algoritmos de IA mejoran la calidad de la imagen, reducen los artefactos y permiten visualizar las imágenes obtenidas con menos datos y en unos tiempos de adquisición más rápidos, lo que minimiza la incomodidad del paciente y la exposición a agentes

Autor para la correspondencia

Luis Martí-Bonmatí

Real Academia Nacional de Medicina de España

C/ Arrieta, 12 · 28013 Madrid

Tlf.: +34 91 547 03 18 | E-Mail:secretaria@ranm.es.

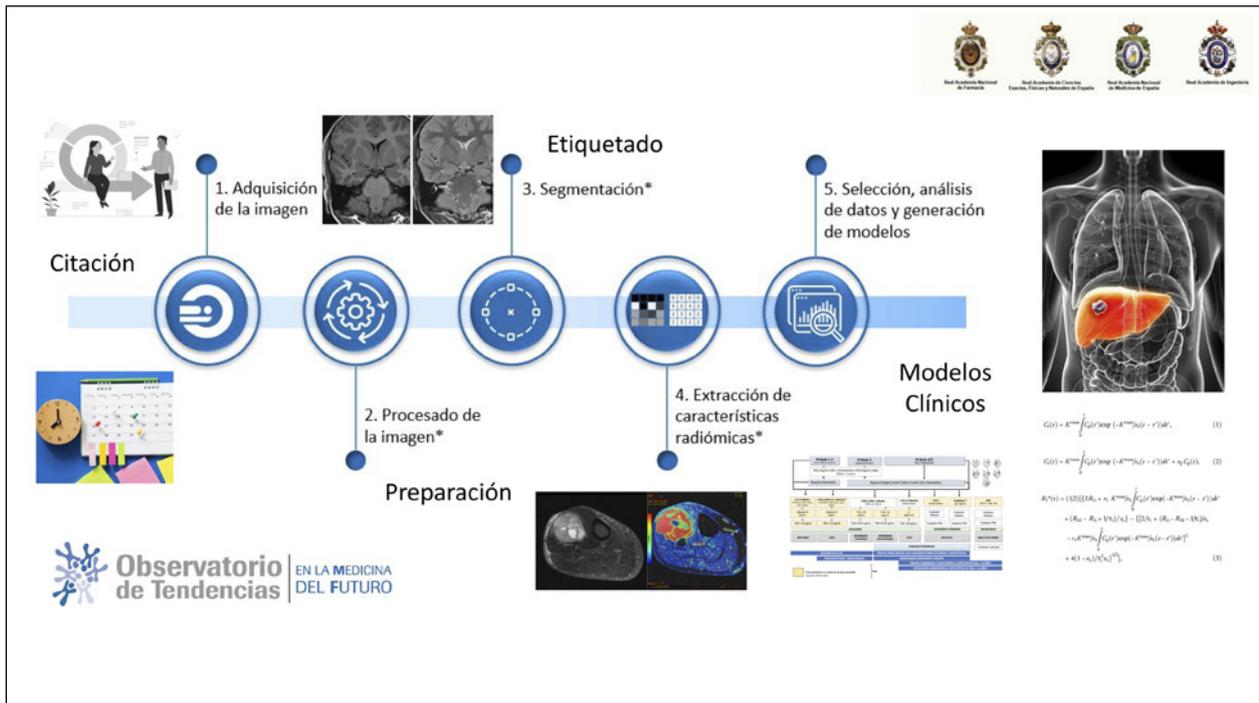


Figura 1. Flujo de los principales procesos relacionados con la Inteligencia Artificial y la Imagen Médica. Modificado de Martí-Bonmatí L et al. Informe anticipando Radiómica. Fundación Instituto Roche 2022.

o radiación potencialmente dañinos. Además, las herramientas de análisis de imágenes impulsadas por IA proporcionan a los radiólogos y médicos nucleares con una fiabilidad sin precedentes en la detección, caracterización y seguimiento de numerosas enfermedades. Estas herramientas pueden identificar cambios sutiles en las imágenes que podrían no observarse por el profesional, lo que permite diagnósticos más tempranos y precisos, y con menor incertidumbre (2).

En imagen médica, la IA se emplea en todos los pasos relevantes del proceso, como los que se mencionan a continuación (1).

- La valoración de adecuación y repetición de estudios, para evitar realizar pruebas que no sean procedentes o sean innecesarias por repetitivas,
- La citación de pacientes, en las salas y tiempos más ajustados a las posibilidades del servicio y la próxima citación del paciente con el médico que ha prescrito la prueba,
- La adquisición de las imágenes, posicionando al paciente y optimizando los parámetros de adquisición y control de movimiento en el equipo,
- Reconstruyendo las imágenes, minimizando el ruido inherente y mejorando la rapidez en la obtención de una imagen de mayor calidad y contraste,
- Procesando la imagen, generando nuevas imágenes que sirvan de base para la extracción de

información reproducible al eliminar la influencia asociada al vendedor, el protocolo de estudio o los parámetros particulares que se hayan utilizado,

- Etiquetando las regiones, obteniendo una segmentación de todas las estructuras de interés, como los órganos, sus subregiones, como el hipocampo, o las lesiones, como un tumor o un aneurisma, añadiendo además una capa de identificación y alerta cuando sea necesario (3),
- Extracción de características radiómicas, tanto de órganos como de las lesiones identificadas, localizadas y segmentadas,
- Creación de modelos predictores, tras la integración y análisis de datos, para que esta información esté disponible al radiólogo durante la realización de su informe (4).

Los avances en IA, especialmente empleando soluciones basadas en el Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*) y Redes Neuronales Convolucionales (*Convolutional Neural Networks*), han sido muy importantes en los últimos años, marcando hitos que van desde la realización de procesos considerados como tediosos o directamente impracticables, incluyendo la delimitación y análisis de todas las regiones cerebrales en un estudio de RM (5), hasta la generación de modelos clínicos predictores de la eficacia de un tratamiento de inmunoterapia o una mutación genética concreta en un tumor analizando sus propiedades radiómicas (6).

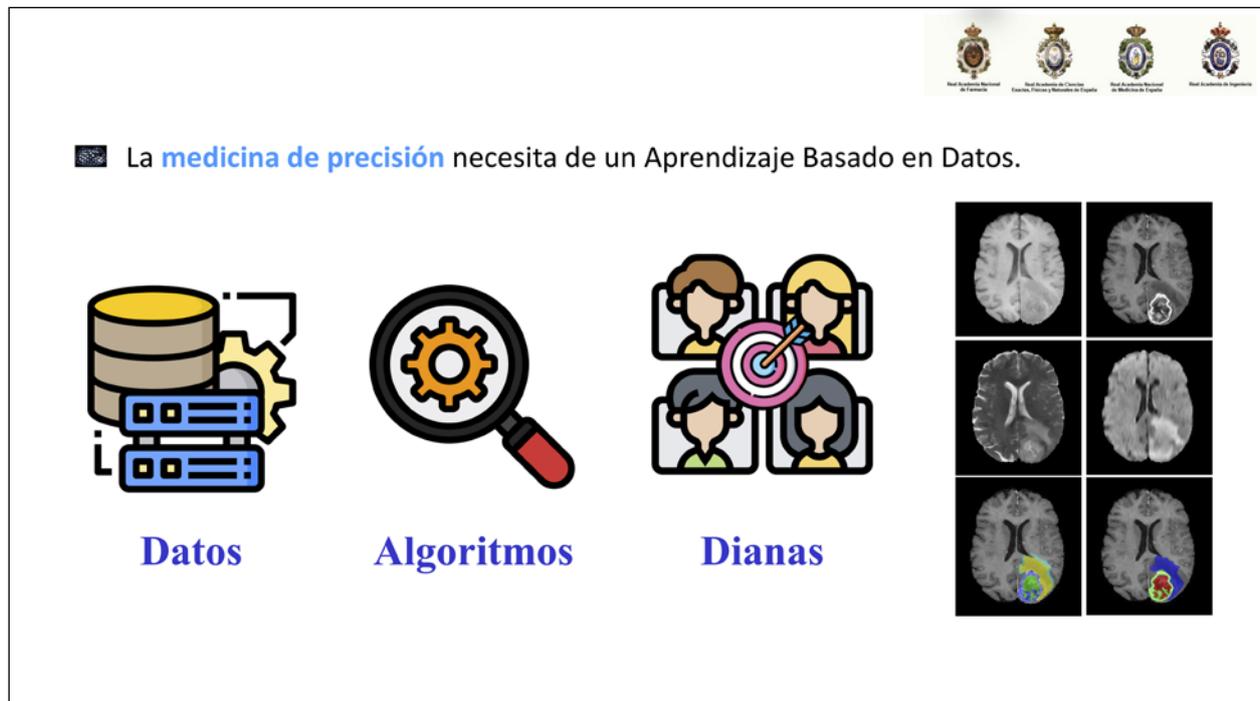


Figura 2. Principales componentes de la Medicina Personalizada y la Imagen de Precisión.

Para realizar estas tareas, ahorrando tiempo y evitando errores de realización y observación, la IA necesita de un aprendizaje basado en millones de datos, unos algoritmos potentes y replicables, y una comunidad de desarrolladores en la que participen tanto expertos en IA como científicos de datos y médicos (Figura 2). Todo este proceso de desarrollo y mejoras está muy vinculado con los profesionales que trabajan en los hospitales, incluyendo al personal de citación, técnicos, sistemas informáticos, radiólogos y médicos peticionarios. Todos ellos deben estar involucrados en la evaluación y selección de aquellas soluciones de IA que garanticen una mejora en el proceso asistencial.

La colaboración multiprofesional es pues vital en el campo de la IA en la medicina, debido a la naturaleza compleja e interdisciplinaria de los desafíos a los que se enfrenta. Las asociaciones entre médicos, científicos de datos, investigadores de IA y empresas son esenciales para desarrollar, validar e implementar soluciones de IA de manera efectiva, clínicamente relevantes, éticamente sólidas y ampliamente accesibles.

LOS DATOS SANITARIOS EN EL ENTORNO HOSPITALARIO

Los datos asistenciales primarios se recogen en los diferentes sistemas de almacenamiento de la información en un hospital, integrando la historia clínica digitalizada, la farmacia, el laboratorio, la patología, y la radiología y medicina nuclear.

Estos datos provienen de la información recopilada durante la atención sanitaria, y se utilizan para el diagnóstico, tratamiento y seguimiento de cada paciente individual.

Por otro lado, los datos para uso secundario son aquellos que se reutilizan para propósitos distintos a la atención directa del paciente, con eliminación de los datos que podrían identificar al paciente, y cuya finalidad es apoyar actividades que van más allá de la atención clínica individual, incluyendo la gestión hospitalaria, la mejora de los sistemas de salud, la formulación de políticas públicas de salud, la evaluación de la efectividad de intervenciones sanitarias, y la investigación. Son pues los datos necesarios para la gestión y la innovación sanitaria.

Para favorecer este uso secundario, los hospitales pueden obtener copias seudonimizadas de sus datos primarios. Estas copias constituyen el entorno dónde se puede interrogar a los datos, estructurar la información a estándares de comunicación e interoperabilidad, extraer la información pertinente, y permitir crear repositorios con esta información para generar bases de datos sobre las que construir cuadros de mando para la gestión y estudios de investigación e innovación. Esta información, debidamente anonimizada y con los permisos oportunos, puede entonces compartirse con otros investigadores e incluso servir para aumentar la información disponible en las infraestructuras de investigación y el Espacio Europeo de Datos Sanitarios para uso secundario en la investigación (EHDS-2).

Entrenar y validar modelos con IA para desarrollar mejoras en todos los procesos de la imagen médica requiere poder acceder a grandes cantidades de imágenes, y a los datos clínicos más relevantes asociados a dichas imágenes, debidamente armonizadas. La armonización de datos en la investigación con imágenes es esencial para garantizar la consistencia, comparabilidad y fiabilidad de la información obtenida a través de diferentes equipos, técnicas y protocolos de imagen(7,8). Las principales infraestructuras de almacenamiento de datos recogen datos anonimizados de forma centralizada o permiten el acceso a datos distribuidos que deben estar armonizados para permitir su comparación y agrupamiento. El desarrollo de un modelo de datos común para almacenar toda la información de forma estandarizada es otro reto de la compartición de datos para garantizar la confianza en las iniciativas de intercambio de datos [9,10]. Es también oportuno contar con repositorios enlazados que trabajen en red en la Unión Europea para minimizar los esfuerzos necesarios en cada proyecto individual.

ALGUNOS PROCESOS DE ÉXITO

El avance de la IA en la imagen médica está relacionado con la disponibilidad de grandes conjuntos de datos de calidad controlada, lo que actualmente sigue siendo un desafío importante (8). La generación de estos repositorios o bancos de imágenes estandarizados es un esfuerzo intensivo en recursos con dificultades técnicas y operativas, en particular la armonización de imágenes, la conservación y anotación de datos, las restricciones legales y las consideraciones éticas para su uso posterior. Como resultado, la cantidad, calidad y representatividad de los datos disponibles sigue siendo uno de los principales factores limitantes para el desarrollo de herramientas fiables de IA. Se recomienda emplear metodologías estadísticas robustas para optimizar el tamaño muestral necesario, que incluyan aspectos como la reducción de variables predictoras y la inclusión de medidas directas del resultado a predecir, para garantizar la viabilidad y eficacia de los modelos de IA en el ámbito médico (11).

Una de las principales limitaciones de la imagen cuantitativa y los biomarcadores de imagen para impactar en la medicina personalizada ha sido la reproducibilidad variable de sus resultados. Aunque las soluciones tienen una rentabilidad diagnóstica muy alta en entornos controlados, con equipamientos similares, cuando se pretende expandir su uso a otros entornos, con equipamientos y protocolos diferentes, su utilidad disminuye. Este efecto de lote (*batch*) se debe a las variaciones sistemáticas en los datos que surgen debido a diferencias en los procedimientos de obtención, procesamiento o análisis que se realizan en diferentes equipos, momentos o centros. Para minimizar esta variabilidad, para generar parámetros consistentes y confiables, hay que eliminar

todas aquellas fuentes de error que impliquen sesgos metodológicos sistemáticos. Las imágenes médicas obtenidas en los equipamientos de los hospitales tienen muchas fuentes de variación. Todos los fabricantes y los profesionales quieren tener las mejores imágenes que generen el mayor contraste y resolución, y que permitan obtener los mejores informes. Incluso con el orgullo de ser diferentes por mejores que las obtenidas con otros equipos o en otros centros. Desafortunadamente, esto hace que la información radiómica sea dependiente de esta imagen original. Como en el mundo real no podrá normalizarse la imagen adquirida (siempre habrá nuevos equipos, mejores protocolos, nuevos contrastes, diferentes opiniones de los profesionales) se ha impuesto la necesidad de armonizar las imágenes una vez adquiridas. Es decir, corregir las variaciones relacionadas a los diferentes equipos y protocolos con los que se ha adquirido (falta de homogeneidad de las imágenes) para aumentar así la reproducibilidad de la radiómica (12). Precisamente la IA es una de las mejores soluciones para generar imágenes derivadas o sintéticas donde se hayan eliminado estas fuentes de error, permitiendo el agrupamiento de imágenes diferentes en un conjunto armonizado y estandarizado (7).

Esta armonización es la base del proyecto Europeo Chaimeleon (*European Union's Horizon 2020 Research and Innovation Programme under grant agreement No. 952172*). Dado que los repositorios de imágenes almacenan estudios adquiridos en diferentes centros y con diferentes escáneres, es posible que las características, los parámetros, los valores y los rangos cuantitativos de las imágenes extraídos de las imágenes adquiridas en un centro no sean reproducibles a partir de las imágenes adquiridas en otro centro. Para garantizar la reproducibilidad de los biomarcadores cuantitativos de imágenes y aprovechar el potencial de la reutilización científica de las imágenes retrospectivas multicéntricas, los investigadores de CHAIMELEON establecieron protocolos de armonización de imágenes como uno de los principales objetivos (7,8). La generación de imágenes sintéticas ajustadas a un marco común de armonización asegura que la autenticidad e integridad de cada imagen sintética esté debidamente garantizada. El proyecto también aborda la importancia de la armonización de datos, la segmentación automática y la extracción de características profundas para la imagen médica avanzada.

MODELOS PREDICTIVOS

Los modelos predictivos con datos ómicos se refieren a marcos computacionales o estadísticos diseñados para pronosticar resultados, rasgos o riesgos de enfermedades específicos mediante el análisis de conjuntos de datos completos derivados de varias disciplinas "ómicas", como la genómica, la transcriptómica, la proteómica, la metabolómica y la radiómica (Figura 3). Estos modelos integran conjuntos de datos biológicos a gran escala para identificar patrones, asociaciones o relaciones causales entre características (como

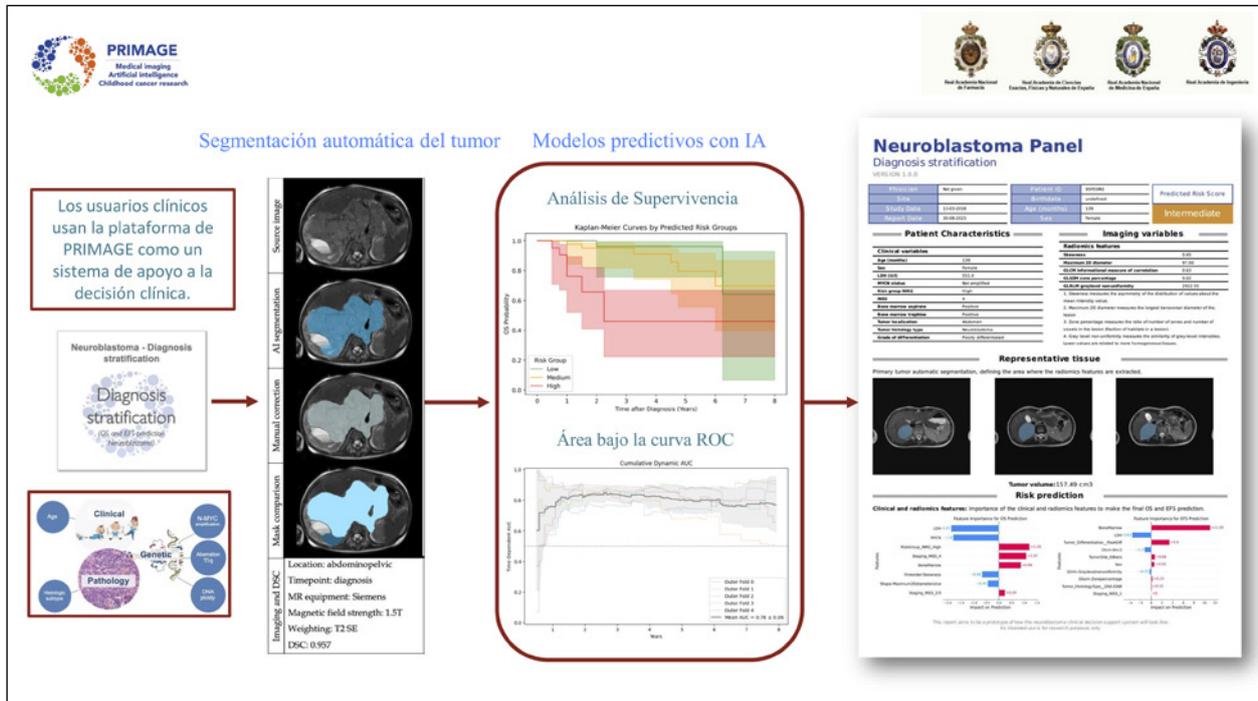


Figura 3. Ejemplo de impacto clínico. En el proyecto PRIMAGE (H2020 EU Project, SC1-DTH-07-2018, GA: 826494) se aplicaron redes neuronales convolucionales para extraer variables radiómicas reproducibles. La combinación de estas variables con los factores clínicos, moleculares y genéticos usuales permitió mejorar la evaluación de los factores de riesgo en el manejo de niños con neuroblastoma.

niveles de expresión génica o parámetros de textura de imágenes) y los resultados de interés (13). El objetivo es aprovechar la gran cantidad de información contenida en los datos ómicos para predecir los resultados clínicos, las respuestas de los pacientes a los tratamientos, la progresión de la enfermedad o la probabilidad de desarrollar ciertas afecciones, facilitando así la medicina personalizada y las intervenciones terapéuticas específicas (1,14).

El proyecto PRIMAGE, financiado por la Comisión Europea, se centra en aprovechar el análisis computacional y el modelado in silico para el diagnóstico y el tratamiento de los cánceres pediátricos, específicamente el neuroblastoma y el glioma pontino intrínseco difuso (DIPG) (14). Los principales resultados del proyecto son:

- Desarrollo de un sistema de apoyo a la toma de decisiones (DSS) basado en la nube adaptado para el tratamiento del cáncer, con énfasis en interfaces fáciles de usar que se alinean con los flujos de trabajo clínicos para facilitar la adopción por parte de los profesionales de la salud.
- Establecimiento de una infraestructura de nube híbrida, que combine recursos de nube pública y privada, para servir tanto a la comunidad científica para iniciativas de ciencia abierta como para posibles aplicaciones comerciales.
- Integración con importantes repositorios europeos de datos clínicos, contribuyendo al desarrollo y validación de biomarcadores y modelos

in-silico (8,14). Esto implica el manejo de una cantidad sustancial de datos retrospectivos y prospectivos bajo estrictos estándares éticos y legales.

- Introducción de nuevos biomarcadores de imagen y validación de modelos diagnósticos que vinculan los datos de imagen con los biomarcadores biológicos (15), mejorando el proceso de toma de decisiones en oncología pediátrica (16).
- Avance en modelos de crecimiento tumoral in silico para Neuroblastoma y DIPG, utilizando marcos de simulación multiescala (17). Esto permite una evaluación personalizada de los resultados del tratamiento para pacientes individuales.
- Mejora en la visualización de datos y la aplicación de metodologías de IA para abordar los criterios de valoración clínicos críticos, haciendo que los datos complejos sean más accesibles y procesables para los médicos.
- Finalización e integración del prototipo de la plataforma PRIMAGE, que ofrece un conjunto completo de herramientas predictivas para el manejo de los cánceres pediátricos desde el diagnóstico hasta el seguimiento del tratamiento (18).
- Validación de la plataforma PRIMAGE en estudios prospectivos multicéntricos para evaluar su eficacia y rendimiento en entornos clínicos

reales, asegurando que cumple con los indicadores clave de rendimiento predefinidos (19).

Estos resultados muestran el compromiso de PRIMAGE con la mejora de la atención del cáncer pediátrico a través de tecnología innovadora, con el objetivo de lograr avances significativos en la medicina personalizada y el manejo clínico de enfermedades complejas.

RETOS DE LA IA, LA IMAGEN MÉDICA Y LA MEDICINA DE PRECISIÓN

La IA ha transformado la imagen médica y la medicina de precisión. Para generar soluciones reproducibles y potentes se necesitan infraestructuras europeas que permitan a investigadores e innovadores el acceso a grandes volúmenes de imágenes. Este es el principal activo de la infraestructura *European Cancer Images* (EUCAIM) (Figura 4). El impacto de una IA reproducible y de modelos predictivos eficientes integrando datos radiómicos con otros datos clínicos, moleculares y genéticos del paciente será un paso fundamental hacia una medicina personalizada de precisión. Su impacto en estos campos se puede contextualizar en varios aspectos clave:

- Mejora en la precisión y rapidez del diagnóstico. La IA puede analizar las imágenes médicas con una precisión y velocidad prácticamente instantáneas. Esto permite identificar lesiones, como tumores, fracturas y anomalías vasculares,

con alta precisión y en menos tiempo. Además, al minimizar la dependencia de la interpretación subjetiva humana, la IA reduce los errores diagnósticos por cansancio o falta de experiencia del profesional.

- Personalización del tratamiento: La IA permite analizar grandes volúmenes de datos del paciente (genómicos, metabólicos, radiómica, estilo de vida), para diseñar tratamientos adaptados a las características individuales de cada paciente, mejorando así su eficacia y reduciendo posibles efectos secundarios. La IA puede también predecir la evolución de la enfermedad en cada paciente, permitiendo adelantar las intervenciones más adecuadas (20).
- Eficiencia operativa: La IA puede automatizar tareas rutinarias y repetitivas en la interpretación de imágenes, permitiendo a los profesionales médicos centrarse en aspectos más críticos del diagnóstico y el tratamiento. Con su capacidad de gestionar, integrar y analizar eficientemente enormes conjuntos de datos, facilita la identificación de patrones y correlaciones que podrían pasar desapercibidos para los profesionales, mejorando la toma de decisiones clínicas (21).
- Avances en técnicas de imagen: La IA puede mejorar la calidad de las imágenes médicas, incluso en condiciones subóptimas, mediante la reducción de ruido y la mejora del contraste, lo que genera imágenes de mayor calidad y mejor interpretación.

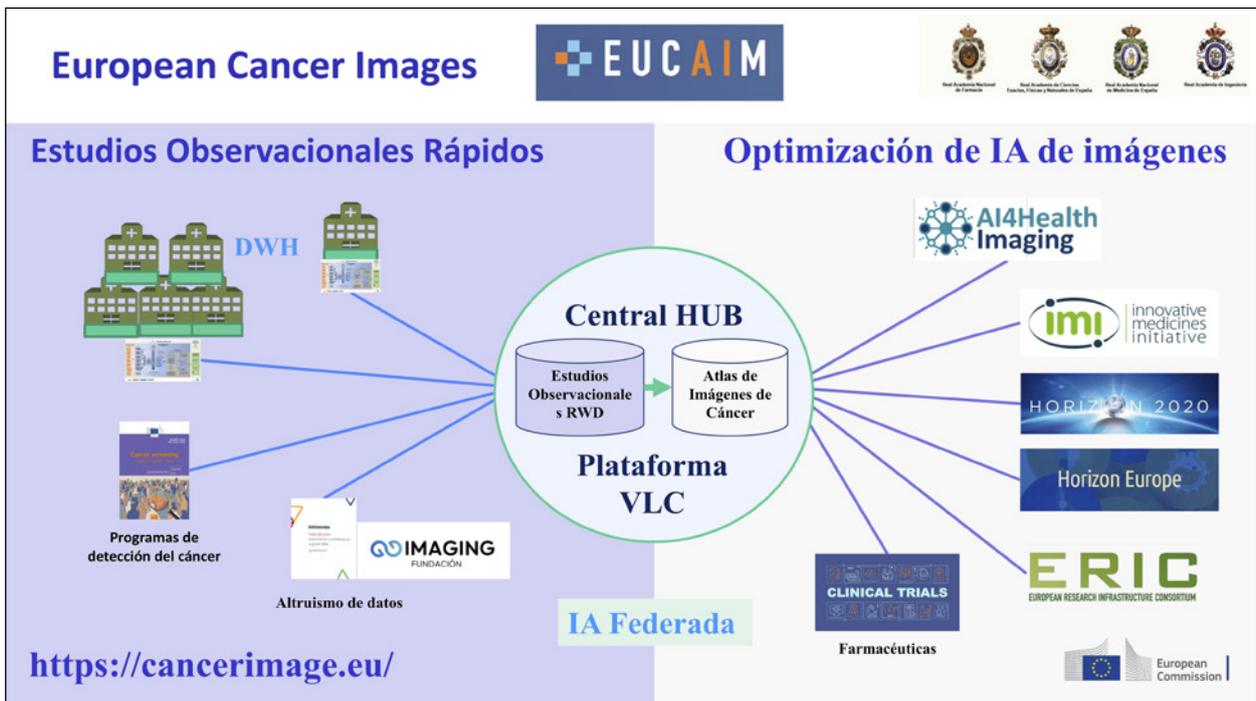


Figura 4. Diagrama general de la infraestructura *European Cancer Images* (EUCAIM, Project 101100633, DIGITAL-2022-CLOUD-AI-02) con sus dos áreas principales: el entorno para optimizar la extracción robusta y reproducible de variables radiómicas como biomarcadores de imagen (derecha), y la red de centros, instituciones y programas sobre los que construir estudios observacionales rápidos centrados en el papel de la imagen médica en la Medicina de Precisión.

- Acceso y equidad en la atención sanitaria: La IA puede ofrecer herramientas de diagnóstico avanzadas a regiones con recursos limitados, democratizando el acceso a diagnósticos de alta calidad. Al aumentar la eficiencia y reducir el tiempo necesario para el diagnóstico y la personalización del tratamiento, la IA tiene el potencial de reducir los costos generales de la atención médica.

Mientras la IA en la imagen médica y la medicina de precisión ofrece numerosas ventajas, también plantea desafíos, incluyendo preocupaciones sobre la privacidad de los datos, la necesidad de conjuntos de datos amplios y diversificados para entrenar modelos de IA, y la importancia de mantener una supervisión humana para garantizar la fiabilidad y evitar discrepancias y errores (22).

En resumen, la IA está redefiniendo la medicina de precisión y la imagen médica, ofreciendo herramientas poderosas para el diagnóstico y tratamiento personalizado, mejorando la eficiencia operativa y ampliando el acceso a la atención médica de calidad. Sin embargo, es crucial abordar los desafíos éticos y operativos para maximizar su potencial beneficioso.

REFERENCIAS

1. Martí-Bonmatí L, Alberich-Bayarri Á, Blázquez Sánchez J, Bruixola G. Informe anticipando Radiómica. Fundación Instituto Roche 2022.
2. Calvillo-Batlles P, Cerdá-Alberich L, Fonfría-Esparcia C, et al. Development of severity and mortality prediction models for covid-19 patients at emergency department including the chest x-ray. *Radiologia (Engl Ed)*. 2022;64(3):214-227. doi: 10.1016/j.rxeng.2021.09.004. Epub 2022 Jan 21.
3. Veiga-Canuto D, Cerdá-Alberich L, Sangüesa Nebot C, et al. Comparative Multicentric Evaluation of Inter-Observer Variability in Manual and Automatic Segmentation of Neuroblastic Tumors in Magnetic Resonance Images. *Cancers (Basel)*. 2022;14(15):3648. doi: 10.3390/cancers14153648.
4. Prats-Climent J, Gandia-Ferrero MT, Torres-Espallardo I, et al. Artificial Intelligence on FDG PET Images Identifies Mild Cognitive Impairment Patients with Neurodegenerative Disease. *J Med Syst*. 2022;46(8):52. doi: 10.1007/s10916-022-01836-w.
5. Romero-Martínez Á, Beser-Robles M, Cerdá-Alberich L, et al. The contribution of brain volume to explain autonomous imbalance during recovery from acute stress in batterers. *Brain Struct Funct*. 2024 Mar 5. doi: 10.1007/s00429-024-02772-w. Epub ahead of print. PMID: 38441643.
6. Avesani G, Tran HE, Cammarata G, et al. CT-Based Radiomics and Deep Learning for BRCA Mutation and Progression-Free Survival Prediction in Ovarian Cancer Using a Multicentric Dataset. *Cancers* 2022;14,2739. <https://doi.org/10.3390/cancers14112739>
7. Nan Y, Ser JD, Walsh S, et al. Data harmonisation for information fusion in digital healthcare: A state-of-the-art systematic review, meta-analysis and future research directions. *Inf Fusion*. 2022;82:99-122.
8. Martí-Bonmatí L, Miguel A, Suárez A, et al. CHAIMELEON Project: Creation of a Pan-European Repository of Health Imaging Data for the Development of AI-Powered Cancer Management Tools. *Front Oncol*. 2022;12:742701.
9. Kondylakis H, Ciarrocchi E, Cerdá-Alberich L, et al; the AI4HealthImaging Working Group on metadata models**. Position of the AI for Health Imaging (AI4HI) network on metadata models for imaging biobanks. *Eur Radiol Exp*. 2022 Jul 1;6(1):29. doi: 10.1186/s41747-022-00281-1. PMID: 35773546; PMCID: PMC9247122.
10. Kondylakis H, Kalokyri V, Sfakianakis S, et al. Data infrastructures for AI in medical imaging: a report on the experiences of five EU projects. *Eur Radiol Exp*. 2023;7(1):20. doi: 10.1186/s41747-023-00336-x.
11. Baeza-Delgado C, Cerdá Alberich L, Carot-Sierra JM, et al. A practical solution to estimate the sample size required for clinical prediction models generated from observational research on data. *Eur Radiol Exp*. 2022;6(1):22. doi: 10.1186/s41747-022-00276-y.
12. Fernández Patón M, Cerdá Alberich L, Sangüesa Nebot C, et al. MR Denoising Increases Radiomic Biomarker Precision and Reproducibility in Oncologic Imaging. *J Digit Imaging*. 2021;34(5):1134-1145. doi: 10.1007/s10278-021-00512-8.
13. Rodríguez-Ortega A, Alegre A, Lago V, et al. Machine Learning-Based Integration of Prognostic Magnetic Resonance Imaging Biomarkers for Myometrial Invasion Stratification in Endometrial Cancer. *J Magn Reson Imaging*. 2021;54(3):987-995. doi: 10.1002/jmri.27625.
14. Martí-Bonmatí, L., Alberich-Bayarri, Á., Ladenstein, R. et al. PRIMAGE project: predictive in silico multiscale analytics to support childhood cancer personalised evaluation empowered by imaging biomarkers. *Eur Radiol Exp* 2020; 4, 22. <https://doi.org/10.1186/s41747-020-00150-9>
15. Cerdá Alberich L, Sangüesa Nebot C, Alberich-Bayarri A, et al. A Confidence Habitats Methodology in MR Quantitative Diffusion for the Classification of Neuroblastic Tumors. *Cancers (Basel)*. 2020;12(12):3858. doi: 10.3390/cancers12123858.
16. Cerdá-Alberich L, Veiga-Canuto D, Fernandez-Paton M, et al. Harnessing multimodal clinical predictive models for childhood tumors. *IEEE EMBS Special Topic Conference on Data Science and Engineering in Healthcare, Medicine and Biology, 2023:71-72*, doi: 10.1109/IEEE-CONF58974.2023.10405340.
17. Borau C, Wertheim KY, Hervás-Raluy S, et al. A multiscale orchestrated computational framework to reveal emergent phenomena in neuroblastoma. *Comput Methods Programs Biomed*. 2023;241:107742. doi: 10.1016/j.cmpb.2023.107742.

18. Veiga-Canuto D, Cerdà Alberich L, Fernández-Patón M, et al. Imaging biomarkers and radiomics in pediatric oncology: a view from the PRIMAGE (PRedictive In silico Multiscale Analytics to support cancer personalized diaGnosis and prognosis, Empowered by imaging biomarkers) project. *Pediatr Radiol*. 2023. doi: 10.1007/s00247-023-05770-y.
19. Veiga-Canuto D, Cerdà-Alberich L, Jiménez-Pastor A, et al. Independent Validation of a Deep Learning nnU-Net Tool for Neuroblastoma Detection and Segmentation in MR Images. *Cancers (Basel)*. 2023;15(5):1622. doi: 10.3390/cancers15051622.
20. Martí-Bonmati L, Cerdà-Alberich L, Pérez-Girbés A, et al. Pancreatic cancer, radiomics and artificial intelligence. *Br J Radiol*. 2022;95(1137):20220072. doi: 10.1259/bjr.20220072.
21. Scapicchio C, Gabelloni M, Forte SM, et al. DICOM-MIABIS integration model for biobanks: a use case of the EU PRIMAGE project. *Eur Radiol Exp*. 2021;5(1):20. doi: 10.1186/s41747-021-00214-4.
22. Martí-Aguado D, Jiménez-Pastor A, Alberich-Bayarri Á, et al. Automated Whole-Liver MRI Segmentation to assess steatosis and iron quantification in chronic liver disease. *Radiology*. 2022;302(2):345-354. doi: 10.1148/radiol.2021211027.

Si desea citar nuestro artículo:

Martí-Bonmati L. Inteligencia artificial en imagen médica. *An RANM*. 2024;141(02): 111–118. DOI: 10.32440/ar.2024.141.02.rev02
