

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN URUGUAY HOY. USOS CLÍNICOS ACTUALES EN NUESTRO PAÍS. SERIE DE CASOS

Dr. Federico Aguirre*

RESUMEN

En la imagen torácica se han gestado los primeros avances tangibles de inteligencia artificial (IA) aplicada para el análisis de imágenes médicas y la transcripción de informes. A través de una serie de casos representativos, expondremos la experiencia en un centro del interior del Uruguay; donde se está utilizando un software de lectura automática de radiografías basado en deep-learning.

Mediante una serie de casos, algunos ejemplos puntuales que entendemos exhiben sus fortalezas como por ejemplo la detección de radiografías normales y nódulos pulmonares; así como también aquellos donde claramente existen fallas notorias y demuestran una debilidad en el presente de estas herramientas.

Palabras clave: Inteligencia artificial, radiografía torácica.

ABSTRACT

In thoracic imaging, the first tangible advances in artificial intelligence (AI) applied to the analysis of medical images and the transcription of reports have been made. Through a series of representative cases, we will present the experience in a center in the interior of Uruguay; where automatic radiography reading software based on deep-learning is being used.

Through a series of cases, some specific examples that we understand exhibit their strengths, such as the detection of normal x-rays and lung nodules; as well as those where there are clearly notable flaws and demonstrate a current weakness of these tools.

Palabras clave: Artificial Intelligence, Radiography, Thorax.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años hemos sido testigos de los cuantiosos advenimientos en inteligencia artificial (IA) en las distintas subespecialidades de la radiología. Tal es el caso de herramientas de segmentación automática de lesiones en estudios volumétricos tanto de neuroimagen como cuerpo, visualización de flujo en imagenología vascular, cuantificación de densidades y análisis de lesiones en imagenología mamaria, así como también análisis y transcripción de informes en radiología general.

En este trabajo, expondremos la experiencia en un centro del interior del país donde se está utilizando un software de lectura automática de radiografías basado en IA. Al momento de escrito este artículo, se llevan más de 2 años de actividad ininterrumpida con estas herramientas auxiliando en la práctica diaria a nivel asistencial.

Se utilizó un software para apoyar la lectura automática de radiografías simples, principalmente de tórax (RxTx) y también radiografías osteoarticulares. Se trabajó con el producto 'Chest-eye', una herramienta desarrollada por -Oxipit- empresa lituana, que ha logrado su licencia en IA para asistencia con normativas de Comunidad Europea -CE-, aval que los habilita asistencialmente en buena parte

del mundo. El sistema funciona en un modelo basado en deep learning, de aprendizaje supervisado. Para crearlo, en sus distintas etapas; en primera instancia se tomó una gran base de datos, de unos 100.000 casos de radiografías de tórax. Las mismas fueron adquiridas en distintos centros de siete países del mundo, distantes, con demografías variadas. A efectos de tener poblaciones disímiles y tratar de ampliar el espectro de patologías visualizadas, abarcaron desde un hospital de referencia en Lituania, de una población con una demografía y epidemiología propias de una sociedad europea envejecida, así como en distintos centros en norteamérica y también de Nigeria, con el fin de recolectar más casos de radiografías de pacientes con enfermedades infecto-contagiosas.

El entrenamiento del sistema, su componente de aprendizaje supervisado, estuvo a cargo de médicos radiólogos. Se tomaron para ello imagenólogos experimentados, con al menos 10 años de trabajo en el rubro. Un buen porcentaje de estos casos de esta base de datos fue analizada por los médicos. Teniendo ya esa parte del data-set etiquetada e informada, se procedió con las restantes a las fases de prueba y validación. En este sentido, se fue testeando la herramienta con los casos de la base de datos que no habían sido analizados. Esta fase de testeo implica la corrección o validación de los casos por los médicos radiólogos,

*Médico
Radiólogo

Recibido:
22/2/2024
Aceptado:
18/6/2024

que acorde a la respuesta del sistema iban corrigiendo o aceptando las devoluciones.

En los sistemas de deep learning a medida que mayores son los data set y más son los números de casos que se validan, la herramienta se va perfeccionando.

En este sentido, el sistema, también ha sido actualizado, y actualmente se encuentra en una tercera versión; donde con más números de casos analizados, su rendimiento es notoriamente más óptimo.

Se instaló en el servicio de imagenología del Sanatorio I de COMECA, ciudad de Canelones, Uruguay. Acorde al marco legal vigente, se contemplaron los requerimientos y leyes nacionales de protección de datos personales y acción de habeas data (ley 18.331).

La razón de elección de una herramienta para estas técnicas simples se basa en el entendido que: las radiografías son la modalidad imagenológica mayormente practicada en forma global, y que naturalmente acarrearán una significativa divergencia en su lectura debido a la variabilidad interobservador.

Además, si bien son los estudios más realizados en todos los servicios imagenológicos, también como contrapartida son los menos analizados e informados por médicos imagenólogos en nuestro medio. Por estos distintos motivos, se entiende que representan técnicas fértiles para acompañarlas de auxilio con herramientas complementarias. El software puede utilizarse por cualquier médico que ejerza en la institución y desee ver un análisis complementario en una radiografía de tórax de un paciente. El sistema fue instalado en varias etapas, en los distintos servicios. En primera instancia en imagenología a modo de prueba; pasando luego a cuidados intensivos, sala y finalmente emergencia y policlínicas. Para ello, se fueron realizando con cada servicio tutoriales a cargo de jefe de servicio de imagenología, en actividades de educación médica continúa organizadas por la institución.

Se decidió que el software fuese de uso opcional por el médico clínico o imagenólogo; es decir es una herramienta que si bien cuenta con la posibilidad, no fue adosada en forma automática ni al PACS ni al RIS. Se puede acceder a elección en un acceso directo independiente del RIS, dentro de cada computadora en la red del sistema. Para ello a cada médico interesado en utilizarla, se le asigna una cuenta de usuario propio. Dado que es una primera experiencia, se pretende lograr con esto que sólo los médicos que tengan interés la utilicen y así evitar confusiones, o sesgos innecesarios con técnicos que tal vez desconozcan el alcance y la fiabilidad del sistema.

La participación del sistema, fue aumentando lentamente, en el área de los clínicos; entendemos que lograron mayor participación y utilidad los intensivistas en el de cuidados intensivos.

Al día de publicado este artículo, se han procesado lo-

calmente un total de 19.540 radiografías, de las cuales la inmensa mayoría han sido de tórax; y en menor medida estudios radiográficos de la esfera osteoarticular.

FUNCIONAMIENTO DEL SOFTWARE

El sistema, como muchos de su tipo, basa su acción primordialmente en un servicio de nube. La empresa seleccionada para contar con la herramienta, a través de un contrato, brinda los servicios informáticos de soporte a distancia y almacenamiento en la nube. Es decir, los análisis de radiografías procesadas no precisan un lugar físico para almacenarse localmente, sino que lo hacen en un centro de datos brindado por la empresa y al cual se puede acceder exclusivamente desde la institución sanatorial vía web. El software no pertenece, sino que es contratado por la institución que desea utilizarlo, estableciéndose contratos temporales basados en el tiempo y número de estudios que se analicen.

Se adquiere la radiografía de tórax en un equipo analógico y la imagen se digitaliza en forma indirecta mediante un digitalizado de tipo CR (computed radiography)- de línea Q-Rad y Carestream Motion Mobile en este caso. Para ello el licenciado, introduce parámetros técnicos de tórax que definen o etiquetan al estudio como tal. Luego de obtenida la imagen digital es almacenada en el PACS (Carestream). Al notificarse en el PACS de la realización de un estudio bajo la etiqueta técnica con la modalidad 'TORAX', se activa su reenvío en forma automática a la nube de la IA. Esta información una vez remitida, es censada y procesada por el sistema en pocos segundos. Si efectivamente se encuentra con una radiografía de tórax, procede a analizarla y a dar su devolución. Se procesan únicamente radiografías en enfoque de frente y de adecuadas condiciones técnicas (sujeto al juicio del sistema).

El usuario médico que acude al sistema, recibe la respuesta. Básicamente, pueden ser 3 posibilidades:

1. Un estudio normal: sin hallazgos patológicos.
2. Un estudio patológico: se proceden a describir hallazgos mediante filtros y mapas de color.
3. No hay informe: por condiciones técnicas insuficientes.

Dentro de la categoría de estudios patológicos, se encuentran varios tipos de hallazgos. El software cuenta con capacidad para detectar 75 signos que se corresponden con casi la totalidad de las patologías evidentes en tórax.

Esto incluye desde eventuales hallazgos como pueden ser derrame pleural, consolidación parenquimatosa, neumotórax, nódulo pulmonar; hasta interpretaciones respecto de dispositivos como alerta por tubo de IOT mal posicionado, marcapaso, posición de catéteres, etc. En virtud del tipo de hallazgo, efectúa una especie de

‘triage’, que consiste en etiquetar por colores en un menú previsualizador del sistema. Una casilla de textos al lado del reporte cambia su color en virtud de la eventual urgencia: verde- radiografías normales, rojo- en caso de urgencias (neumotórax, derrame pleural masivo) o amarillo- pacientes no emergentes que requieren ahondar valoración: ej.: nódulo pulmonar.

Posteriormente al seleccionarse la radiografía de interés, se puede aplicar un filtro propio del programa que exhibe un mapa de colores con los hallazgos del sistema que explican el informe. El usuario cuenta con una interfaz donde se puede cambiar a gusto tanto el color e intensidad del mapa de color (por defecto se usan colores vívidos, llamativos, con un filtro de opacidad parcial que permite vislumbrar a qué se correlaciona el área con la radiografía subyacente) como mostraremos en las imágenes a continuación. En esta misma plataforma, podemos ver la radiografía tomada naturalmente del PACS con o sin los filtros activados para comparar.

El hecho que no se informen radiografías por insuficiencia de calidad en parámetros técnicos, si bien podría pasar como algo desapercibido y de obviedad; ya de por sí implica también otro tipo de información útil. Ante incorrecciones discretas en la técnica como encuadres mínimamente incompletos o estudios levemente rotados; el sistema hace caso omiso del pequeño error y en general, procesa, dando respuesta. Pero cuando un estudio tiene múltiples fallas en su técnica y por cuestiones propias de la

misma adquisición (pacientes en cama, posturas viciosas, superposiciones); en general, no hay lugar a análisis y el sistema no da respuesta. Este tipo de información también puede serle de utilidad al médico no imagenólogo a la hora de tomar decisiones diagnósticas. Al margen de lo casos puntuales, en lo global; al quedar estos datos almacenados, también se abre una ventana en auditoría de calidad de un servicio, al contar con los datos para evaluar la calidad de la técnica de las radiografías

CONSIDERACIONES ÉTICAS

Cabe remarcar, que estos procesos se realizan bajo los estándares de Comunidad Europea para la protección de datos personales, mediante la anonimización de los mismos. En la nube, se les asigna un código identificador a estos estudios, despojándolo de datos personales de interés del paciente como el nombre, edad y la cédula. De este modo, los datos de los usuarios se encuentran protegidos en un marco de seguridad que permite se acceda a una herramienta de auxilio en sus diagnósticos.

A pesar de estos avances, es esencial abordar las preocupaciones éticas y de seguridad asociadas con el uso de la inteligencia artificial en radiología. Garantizar la privacidad del paciente, la transparencia en los algoritmos y la formación continua de los profesionales de la salud son aspectos cruciales que deben abordarse en el desarrollo y la implementación de estas tecnologías.

SERIE DE CASOS / Provenientes del Sanatorio COMECA 1; ciudad de Canelones, Uruguay.

CASO N° 1. Radiografía normal.



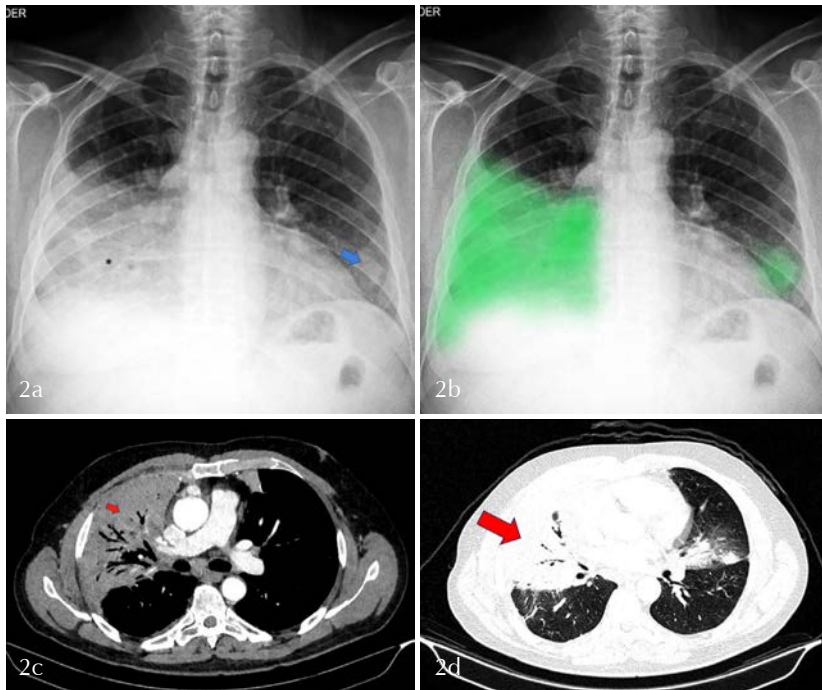
Paciente para valoración preoperatoria. Se le solicita radiografía de tórax rutinaria.

Figura 1

Diagnóstico de la IA: el sistema informa la RxTx como “normal”. No se marcan hallazgos patológicos.

Informe médico: normal; concordante con el análisis del sistema.

CASO Nº 2. Neumonía aguda.



Paciente de 59 años cursando cuadro clínico de infección respiratoria aguda.

Figura 2

Figura 2a) y 2b)

Se realiza RxTx, evidenciando proceso consolidativo pulmonar lobar derecho (*), y pequeño foco contralateral, paracardiaco izquierdo (señalado con flecha azul).

Figura 2c) y 2d)

Los hallazgos se constatan en tomografía, con medio de contraste intravenoso; evidenciándose en un corte axial el proceso consolidativo con broncograma aéreo (flecha roja) y a nivel contralateral un pequeño foco en llingula.

Diagnóstico de la IA: Consolidación pulmonar.

Informe médico: concordante con análisis del sistema.

CASO Nº 3. EPOC.

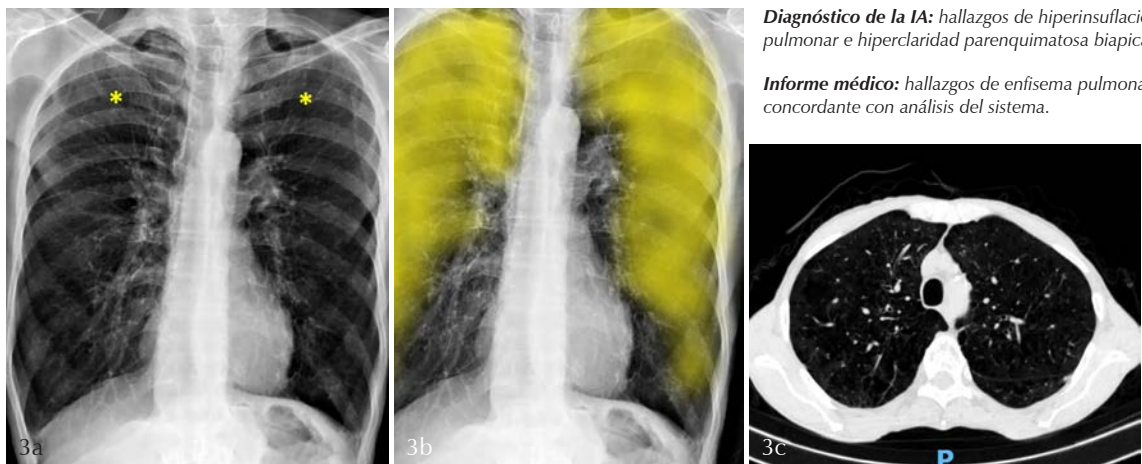
Fumador intenso, con diagnóstico conocido de EPOC.

Figura 3

Figura 3a) Se le realiza radiografía rutinaria, evidenciando signos de hiperinsuflación pulmonar dado por aumento de los diámetros apico-caudales con aplanamiento de ambos hemidiafragmas. Se observa hiperclaridad parenquimatosa (*) como elemento de enfisema pulmonar, a predominio de ambos lóbulos superiores.

Figura 3b) Radiografía con mapa de color, que evidencia sitios aproximados del parénquima donde la IA sugiere que podrían existir lesiones de enfisema.

Figura 3c) Tomografía sin medio de contraste, corte axial. En ambos lóbulos superiores, se revela importante enfisema centrolobulillar y paraseptal.



Diagnóstico de la IA: hallazgos de hiperinsuflación pulmonar e hiperclaridad parenquimatosa biapical.

Informe médico: hallazgos de enfisema pulmonar, concordante con análisis del sistema.

CASO Nº 4. Neumotórax.

Paciente con dolor en hemitórax derecho, de aparición brusca.

Figura 4

Figura 4a) Paciente con neumotórax derecho, de severa entidad (indicado en triángulos rojos).

Figura 4b) El análisis de la IA, exhibe el sitio donde se observa el neumotórax en naranja claro y el parénquima pulmonar pasivamente atelectasiado, marcado en celeste.

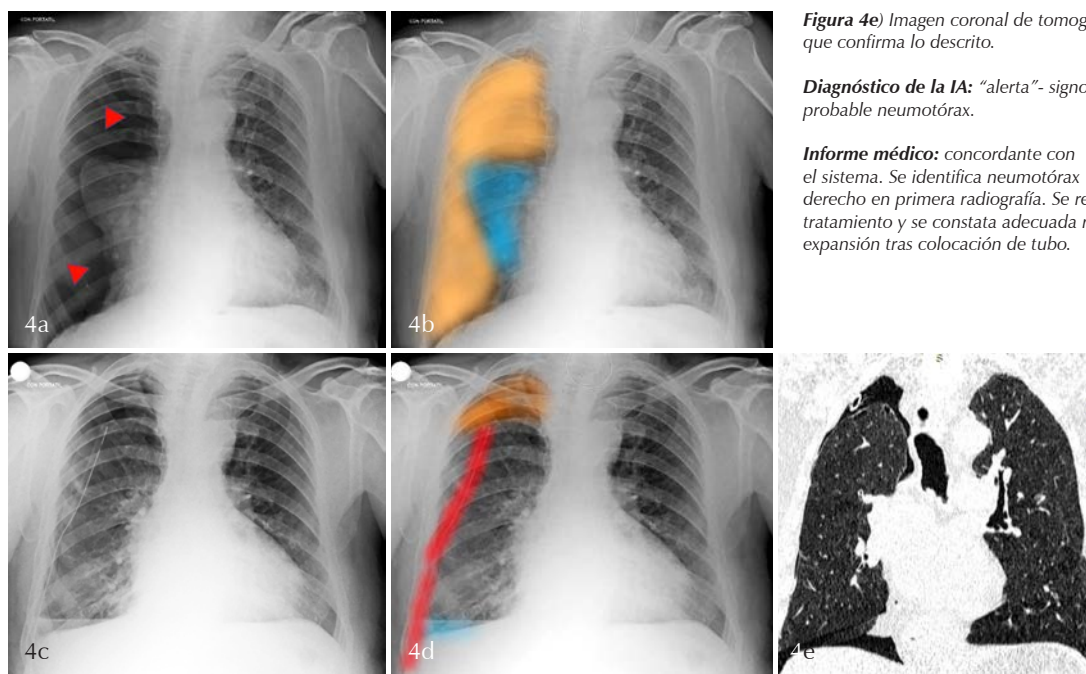
Figura 4c) Control de neumotórax post-colocación de tubo de tórax, que muestra una re-expansión pulmonar exitosa.

Figura 4d) El análisis de la IA, marca la proyección del catéter (rojo) y demuestra que aún persiste neumotórax residual (zona naranja), esperable en este contexto. En zona celeste, delimita un nivel de derrame pleural basal.

Figura 4e) Imagen coronal de tomografía que confirma lo descrito.

Diagnóstico de la IA: “alerta”- signos de probable neumotórax.

Informe médico: concordante con el sistema. Se identifica neumotórax derecho en primera radiografía. Se realiza tratamiento y se constata adecuada re-expansión tras colocación de tubo.



CASO Nº 5. EPOC con bulla de enfisema y derrame pleural.

Paciente con enfermedad pulmonar obstructiva crónica y bulla de enfisema conocida. En control rutinario, tras cuadro infeccioso respiratorio tratado.

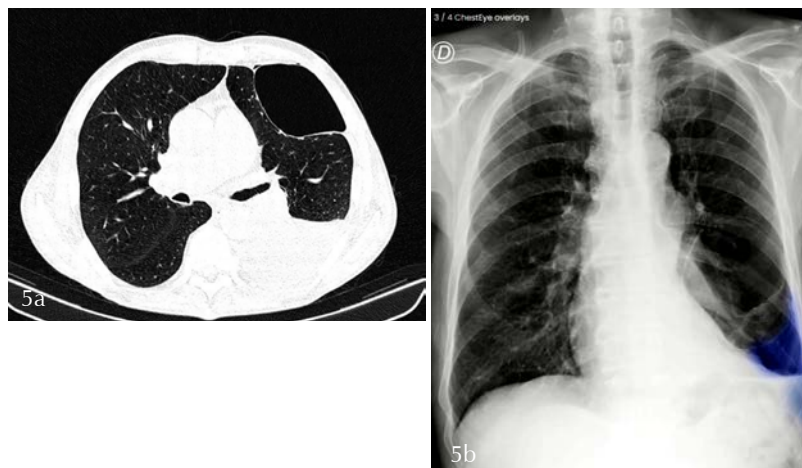
Figura 5

Figura 5a) Corte axial de tomografía de tórax, en paciente con EPOC, que en su pulmón izquierdo posee una gran bulla de enfisema de unos 10 cm (aproximadamente). Se identifica también un derrame pleural izquierdo asociado, de moderada entidad, de disposición libre.

Figura 5b) El análisis de la radiografía por IA, presentaba un error, al interpretar la gran bulla y el nivel formado por el derrame subyacente como un “probable hemo-neumotórax” (marcado en azul).

Diagnóstico de la IA: “alerta”- signos de probable hemo-neumotórax izquierdo.

Informe médico: discordante con el sistema. Se identifica bulla de enfisema izquierda voluminosa, conocida; con un derrame pleural izquierdo subyacente, de disposición libre.



CASO Nº 6. Derrame pericárdico.

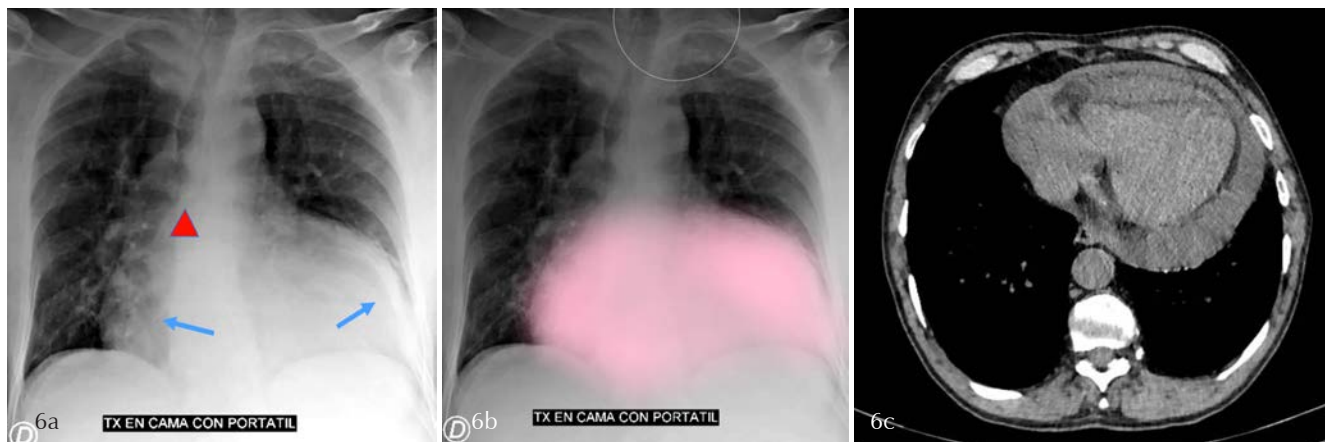


Figura 6

Figura 6a) Paciente con derrame pericárdico. La radiografía de tórax muestra una silueta cardíaca francamente aumentada, configurando un signo que remeda “corazón en botellón” (flechas azules) con un ensanchamiento del ángulo subcarinal (triángulo rojo).

Figura 6b) El análisis de la IA, marca la silueta cardíaca, reconociendo un patrón morfológico de aumento que le hace sugerir posibilidad de derrame pericárdico. En estos casos, donde la certeza no es total, el hallazgo se marca como ‘probable’ y por ende sugiere descartar la posibilidad.

Diagnóstico de la IA: en este caso, se reportó: “Enlargement of the cardiac silhouette. Rule out pericardial effusion”.

Informe médico: **Figura 6c)** corte axial de tomografía que evidencia derrame pericárdico de moderada entidad.

CASO Nº 7. Interticiopatía.

Paciente de sexo masculino, portador de conectivopatía autoinmune en control con neumólogo, por enfermedad pulmonar intersticial conocida, específicamente: neumonía intersticial no específica (NINE)

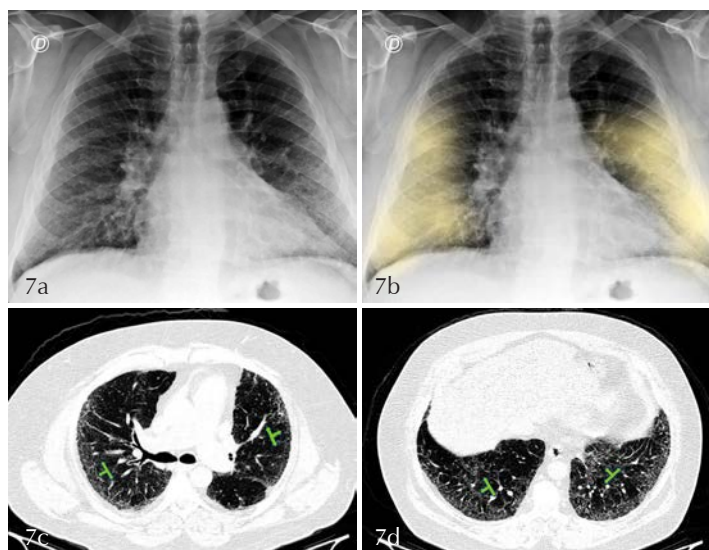


Figura 7

Figura 7a) Fue solicitada radiografía de tórax de control, evidenciando opacidades reticulares irregulares, bibasales a predominio subpleural.

Diagnóstico de la IA:

Figura 7b) El patrón de opacidades es reconocido por su textura por el sistema; que describe: “Ground glass opacities”. “Irregular lineal opacities, that could be related with fibrosis”. Opacidades en vidrio deslustrado. Opacidades lineares, irregulares, que podrían estar en vinculación a fibrosis (hallazgos marcados en color amarillo).

Informe médico:

Figura 7c) y 7d) La tomografía revela engrosamientos reticulares del intersticio intralobulillar, tractos densos y elementos sugestivos de fibrosis, bilateral, simétrica, a predominio periférico (indicados por flechas verdes); compatible con NINE. Concordante con descripción de hallazgos por el sistema.

CASO N°8. Tumor pulmonar, carcinoma broncopulmonar.

Paciente fumador de larga data, con clínica de exacerbación de su tos crónica y adelgazamiento.



Figura 8

Diagnóstico de la IA:

Figura 8a y 8b) Se visualiza importante masa pulmonar izquierda de unos 9cm, la cual es segmentada por el sistema (flecha amarilla).

Informe médico: se realiza una tomografía de tórax dados los hallazgos.

Figura 8c) Se observa una tumoración pulmonar en segmento anterior del lóbulo superior izquierdo, en vinculación a carcinoma broncopulmonar (flecha amarilla). Hallazgos compatibles con el análisis de IA.

CASO N°9. Nódulo pulmonar.

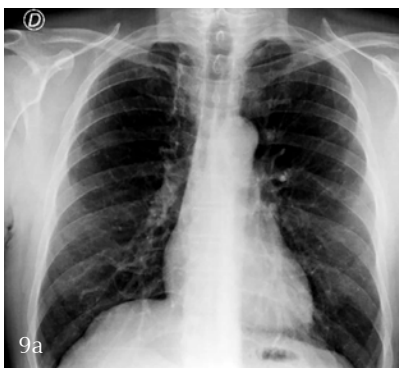
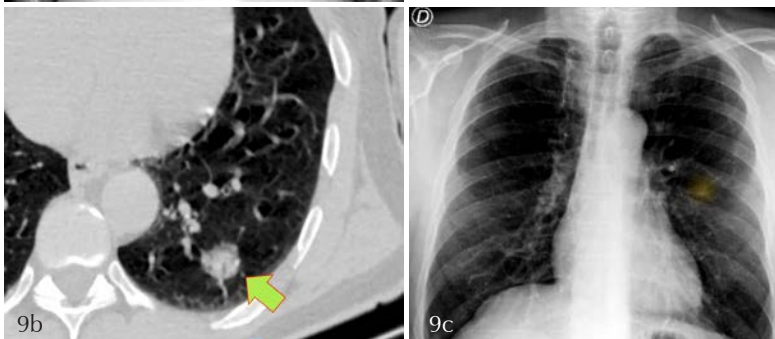


Figura 9

Figura 9a) Paciente de 66 años, sexo masculino, ex tabaquista. Consulta por cuadro de tos irritativa, de larga duración. Se le realiza una radiografía interpretada como normal por su médico tratante.

Figura 9b) Dado que persiste con la sintomatología se le solicita tomografía de tórax, evidenciándose un nódulo pulmonar sólido de 17mm, de bordes irregulares, espiculados (indicado con flecha verde).

Figura 9c) Se decide ir a ver retrospectivamente el resultado arrojado por el sistema IA, encontrándose que se había detectado el nódulo pulmonar (marcado en foco amarillo).



DISCUSIÓN

De las aplicaciones en inteligencia artificial avaladas para uso asistencial, la mayoría están dirigidas a la imagen de tórax; esto tal vez porque se trate de una región anatómica donde la estandarización de hallazgos es más lineal y por ende más pasible de ser analizada por sistemas. Se infiere que es un ecosistema favorable al desarrollo de estas herramientas, puesto que existe menos variabilidad inter-paciente que en otras regiones y una alta resolución de contraste entre las estructuras anatómicas lo que configura un terreno fértil para el aprendizaje supervisado.

Además de la detección de patologías, la inteligencia artificial se ha aplicado con éxito en la mejora de la calidad de las imágenes radiográficas. Este subgrupo de soluciones, se encontraría en la base de la pirámide de la inteligencia artificial en radiología. Comprende desde algoritmos avanzados de procesamiento de imágenes que pueden corregir artefactos, optimizar la visualización de estructuras anatómicas y mejorar la calidad general de la imagen, lo que resulta beneficioso para la interpretación precisa. Serían de algún modo avances propios de la tecnología, incluidos en las marcas, que en forma natural arribarían a los servicios a través de los nuevos equipos de última generación que se adquieran. No requerirían entrenamientos especiales para los imagenólogos, siendo herramientas ya acopladas e imperceptibles dentro de sus sistemas operativos. Están abocadas a funciones cotidianas que involucran distintas tareas, como optimizar la calidad de la imagen, disminuir los tiempos de adquisición o brindar herramientas de segmentación.

Otro nivel de herramientas, abarca las destinadas a un rol de organización y agilización del trabajo, abarcan un espectro que va desde el “triage” de los pacientes según hallazgos imagenológicos, la lectura e interpretación de lenguaje en la historia clínica y del RIS [radiology information system]. Implica la notificación de alertas paraclínicas y formación de resúmenes de informes imagenológicos anteriores; incluso aporte de recomendaciones para los clínicos en la solicitud de los estudios. Dado el mercado pequeño en el que trabajamos, la precariedad de los sistemas de historia clínica que utilizamos y los volúmenes de pacientes que se realizan; al momento de escrito este artículo, aún no se cuenta en el Uruguay con herramientas de este tipo.

Existe un correlato bibliográfico entre diversos estudios analíticos, de los años 2021 al 2023^(1,2) que han valorado puntualmente este producto, concluyendo que es una herramienta con un adecuado rendimiento para el auxilio diagnóstico. Se coincide que la mayor fortaleza se encuentra en el alto valor predictivo negativo que ayuda a afirmar hallazgos normales. Éste, consideramos es un tema donde puede estar su mayor impacto. Es decir; en radiografías normales para reforzar el planteo de que al no haber patología se le está evitando al paciente sano, etiquetas erróneas, con lo que ello implica, como puede

ser el pasaje a otras técnicas que impliquen mayor irradiación o eventuales tratamientos innecesarios.

Esta característica, del alto valor predictivo negativo, parece ser un elemento potente compartido con otras herramientas de triage o transcripción de radiografías en IA; un punto que estimula su introducción.^(3,4)

El instrumento es aceptable en la detección de patologías, especialmente la notificación de hallazgos potencialmente graves; ha demostrado buen rendimiento por ejemplo, para determinar neumotórax, incluso laminares. Aparentemente, este hallazgo se comparte con otros productos también dedicadas a esta área.^(5,6)

Uno de los puntos débiles del software, que supone la mayor fuente de discordancia entre los resultados de la herramienta, al contrastarlo con los resultados tomográficos (suponiendo que fuesen el gold-standard), generalmente, está en pacientes que presentan radiografías francamente patológicas, con múltiples signos concomitantes. Los errores del sistema se hacen más evidentes en la descripción de los hallazgos que se ven cuando en una radiografía conviven múltiples signos patológicos asociados. En estos casos hablamos de pacientes visiblemente patológicos; y es allí donde encontramos al sistema le cuesta categorizar. Se podría inferir de esto que la capacidad de abstracción de la herramienta, no es tan buena como la de detección. Aquí es donde tanto los estudios independientes, como los datos del fabricante, indican que es donde debe seguir ajustándose la herramienta.

Es evidente que en casos de tumoraciones voluminosas tan elocuentes como la exhibida en figura 8, el uso auxiliar de la IA, poco puede aportar en la asistencia al médico. Sin embargo, en situaciones de nódulos pulmonares más discretos, que a veces apenas son perceptibles por radiografía, estos sistemas podrían tener una utilidad enorme para a través de sus algoritmos avanzados detectar y sugerir con más fortaleza el uso de técnicas confirmatorias como la TC. Aquí es donde entra en juego el concepto de radiómica, es decir la capacidad de los sistemas digitales en detectar patrones imperceptibles al ojo humano; donde la IA tiene un potencial inmensurable para la detección temprana de patologías. Existen patrones y texturas que los sistemas de lectura digital pueden visualizar y el ojo biológico no distingue o lo hace con dificultad, y eso abre otra ventana a futuro por fuera de la semiología radiológica clásica.

Para casos, donde a juicio del médico radiólogo se constata error, existe una herramienta accesoria que permite el reporte del mismo. Los desaciertos del software, ya sean falsos negativos o positivos, son tenidos en cuenta por el desarrollador quien los archiva y etiqueta como equivocaciones. Este proceso forma parte del aprendizaje supervisado del sistema. Los casos de desaciertos recolectados, se ponderan en un proceso de retroalimentación, como parte de la fase de validación constante a la que se somete el producto y cuyo objetivo es optimizar la eficacia del programa de cara a actualizaciones futuras.

Se refuerza el aprendizaje del sistema, con foco en el error y sus causas, para lograr incrementar el poder de diagnóstico ante un próximo caso similar.

Representan lo que en IA se conoce como solución final (end-to-end solution), estarían en la cúspide de la pirámide, puesto que su resolución remeda la labor humana del diagnóstico en este caso. Es decir, no solo “censarían” la imagen, sino que también interpretan hallazgos y expiden una opinión diagnóstica; la cual se basa en un aprendizaje que tiene formación en una base de cientos de miles de datos (en el caso de este software alrededor de 400.000 radiografías).

La precisión de estas herramientas se evalúa a través de curvas ROC las que representan el rendimiento diagnóstico de una prueba de forma aislada. Los estudios independientes realizados que analizan este producto han arrojado cifras de rendimiento muy similares. En un estudio de Plesner y cols (8); se estimó un área bajo la curva (AUC) de 0.86 para enfermedad de la vía aérea, de 0.97 para neumotórax y 0.94 para derrame pleural. Al igual que en otros softwares de RxTx hay un consenso generalizado que estas herramientas presentan mejores resultados en análisis de patologías pleurales o pulmonares focales (como nódulos) que en procesos patológicos de vía aérea (consolidaciones parenquimatosas) donde aumentan sus falsos positivos.

Según un estudio retrospectivo de una gran cohorte de doble lectura (9), la IA diagnosticó en las RxTx cerca de un 0,1% de hallazgos clínicamente relevantes, los que no habían sido reportados en informe del radiólogo. Es decir, su impacto para ayudar a mitigar errores diagnósticos como doble-lector asistido es muy bajo. Es un grado de ocurrencia que tal vez se justifique para centros con altos flujos de pacientes, donde podría tener un leve impacto. También cabe considerar que

solo se han diseñado estudios donde se contrasta la efectividad del sistema con el rendimiento de médicos radiólogos; no existiendo hasta ahora estimaciones que contrasten la herramienta con el rendimiento de clínicos (quienes en nuestra realidad son los que más analizan RxTx).

En Uruguay o mercados pequeños, existen limitaciones para el futuro de la IA en radiología, en el entendido que muchas veces se carecen de recursos humanos formados en ingeniería biomédica, o en informática con orientación a los servicios de salud. Hasta ahora los centros de salud, limitan sus funciones en servicios de mantenimiento y sostén. Al no existir unidades propias o comisiones para asesorar en cada servicio mutual u hospitalario, se corre el peligro que las herramientas en IA se impongan en modo de ‘paquetes’, en procesos donde la toma de decisión del radiólogo puede ser marginal de persistir indiferente. Al margen de las barreras estructurales de índole económica y tecnológica, que ralentizan la incorporación de estos instrumentos, tampoco debemos dejar de destacar el brazo de las problemáticas éticas que sobrevienen.

Habitamos en contextos asistenciales donde los equipos informáticos están predestinados a cumplir labores de manutención y existen escasos recursos humanos adecuadamente formados en ingeniería biomédica con orientación radiológica.

Este problema no es exclusivo de países periféricos como el Uruguay⁽¹⁰⁾. También acontece en sistemas de salud mayores y más ricos, puesto que no sólo el factor económico es una determinante, sino también el poder acoplarlo a una lógica asistencial.

CONCLUSIONES

En este artículo revisamos algunos casos representativos de la experiencia que hemos tenido en 2 años, de lo que es un software con función de transcripción automática. Hoy día, en lo que respecta a herramientas que implican la “solución final” en IA (“end-to-end solution”), es decir la transcripción de hallazgos a partir de la imagen, a pesar de los múltiples softwares validados en el mundo; esta cuestión pareciera estar un tanto más distante en el uso asistencial a corto plazo. No sólo por cuestiones netamente económicas (que son determinantes), sino también en las dificultades estructurales para el despliegue de las mismas.

En este ensayo iconográfico, tomamos casos representativos de distintas patologías torácicas a efectos de exhibir aciertos y errores en los procesos de análisis complementarios por IA. tratamos los procesos de anonimización de datos y el enfoque en la protección de la identidad del usuario acorde al marco legal local. A sabiendas que las cuestiones de bioética no se limitan únicamente a esta problemática (que es de la más evidente), quedan abiertas otras interrogantes a largo plazo, como la transformación en el rol del médico imagenólogo, el cambio en la matriz de responsabilidades, y también la supervisión de que estos insumos proporcionen una calidad asistencial adecuada.

BIBLIOGRAFÍA

1. Kim Y, Park JY, Hwang EJ, et al. Applications of artificial intelligence in the thorax: a narrative review focusing on thoracic radiology. *J Thorac Dis* [Internet]. 2021 [citado el 26 de enero de 2024];13(12):6943–62. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.21037/jtd-21-1342>.
2. Chassagnon G, Vakalopoulou M, Paragios N, et al. Artificial intelligence applications for thoracic imaging. *Eur J Radiol* [Internet]. 2020 [citado el 26 de enero de 2024];123(108774):108774. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31841881/>.
3. López-Cabrera JD, Pérez-Díaz M. Inteligencia artificial explicable, una perspectiva al problema de la clasificación automática de COVID-19 mediante radiografías de tórax. *Medisur* [Internet]. 2022 [citado el 26 de enero de 2024];20(2):341–51. Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1727-897X2022000200341.
4. Raschio A E, Contreras R C, Allende N F et al. Inteligencia artificial: Desarrollo de algoritmos de clasificación y segmentación en radiografía de tórax. *Rev Chil Radiol* [Internet]. 2021 [citado el 26 de enero de 2024];27(1):8–16. Disponible en: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-93082021000100008.
5. Ferrando Blanco D, Persiva Morenza Ó, Cabanzo Campos LB, et al. Utilidad de la inteligencia artificial para la detección de neumotórax en radiografías de tórax de control tras punción percutánea transtorácica guiada por tomografía computarizada [Internet]. Elsevier.es. [citado el 26 de enero de 2024]. Disponible en: <https://www.elsevier.es/es-revista-radiologia-119-avance-resumen-utilidad-inteligencia-artificial-detección-neumotórax-0033833823001558>.
6. Ferrando Blanco D, Persiva Morenza Ó, Cabanzo Campos LB, et al. Utilidad de la inteligencia artificial para la detección de neumotórax en radiografías de tórax de control tras punción percutánea transtorácica guiada por tomografía computarizada. *Radiología* [Internet]. 2023; Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0033833823001558>.
7. Cobeñas RL, de Vedia M, Florez J, et al. Diagnostic performance of artificial intelligence algorithms for detection of pulmonary involvement by COVID-19 based on portable radiography. *Med Clí(Engl Ed)* [Internet]. 2023;160(2):78–81. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2387020622005976>.
8. Lind Plesner L, Müller F, Willadsen Brejnebol M, et al. Commercially Available Chest radiograph AI Tools for Detecting Atelectasis, Pneumothorax, and Pleural Effusion. *Radiology*, 2023, 308(3). <https://pubs.rsna.org/doi/full/10.1148/radiol.231236>.
9. Laurens Topff, Sanne Steltenpool, Ranschaert, ER, et al (2024). Artificial intelligence-assisted double reading of chest radiographs to detect clinically relevant missed findings: a two-centre evaluation. *European Radiology*. <https://doi.org/10.1007/s00330-024-10676-w>.
10. Codlin AJ, Dao TP, Vo L.N.Q, et al. Independent evaluation of 12 artificial intelligence solutions for the detection of tuberculosis. *Scientific Reports*, 2021, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-03265-0>.

