

APLICACIONES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL IA EN LA VALORACION DE LESIONES FOCALES HEPÁTICAS



Patricia Carreño Moran¹, Paula Menor García¹, Piedad Arias Rodriguez²

Manuela Martin Izquierdo, Alejandro Ríos Laguna , Guillermo Santa

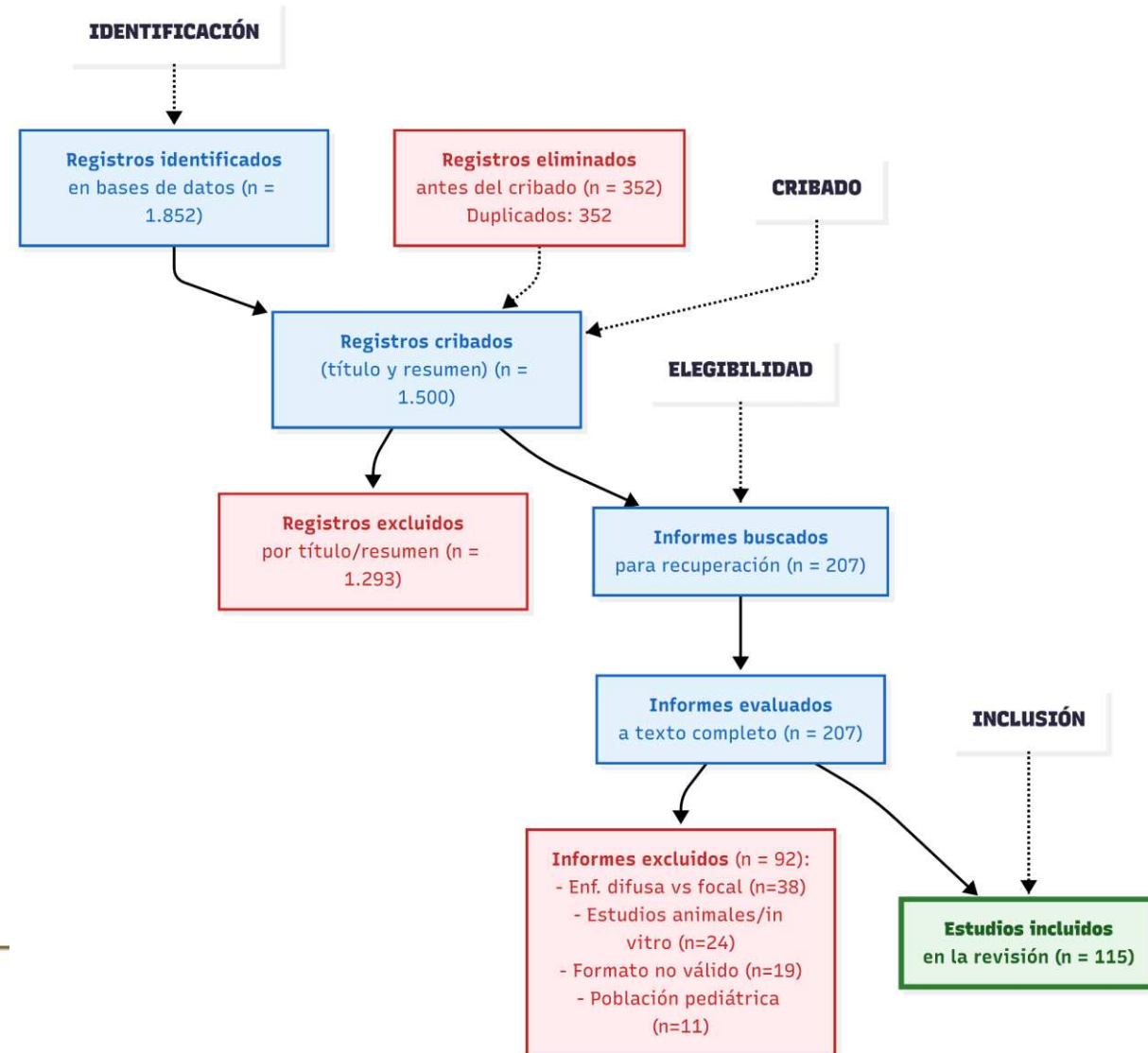
Brígida Oreja. Jesús Hernández Muñoz y Paula Vega González

¹Hospital CAUSA Complejo Asistencial Universitario de Salamanca

Se realizó una búsqueda bibliográfica (2020–2026) sobre aplicaciones de IA en radiología hepática, incluyendo estudios sobre anatomía, segmentación automática del hígado, detección y caracterización de lesiones focales

- Analizando la aplicación de IA en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades hepáticas focales, analizando e interpretando las imágenes médicas tanto en el screening, el diagnóstico, predicción de respuesta a tratamiento así como en el seguimiento.
 - La IA, especialmente las redes neuronales convolutivas (CNN) en el aprendizaje profundo, ha mostrado un rendimiento excepcional en el análisis de imágenes al entrenar redes neuronales profundas, la IA puede extraer automáticamente características de la ecografía, la TC y la resonancia magnética para detectar y cuantificar lesiones hepáticas. En comparación con el diagnóstico de imágenes tradicionales, la IA no sólo tiene ventajas significativas en precisión y eficiencia, sino que también reduce las variaciones subjetivas derivadas de la interpretación manual.
-

Se realizó una búsqueda bibliográfica (2020–2026) sobre aplicaciones de IA diagrama PRISMA realizado para TFG



TFG **tabla** comparativa de revisión bibliográfica diferentes softwares

Nombre del Modelo/Arquitectura	Modalidad de Imagen	Conjunto de Datos Utilizado	Coefficiente Dice (Hígado)	Coefficiente Dice (Lesiones)	Características de la Arquitectura	Mecanismos de Atención	Resultados y Eficiencia	Fuente
SWTR-Unet	RM) y TC	Datos de RM del Hospital Universitario de Magdeburgo y conjunto de datos LITS para TC	98% (RM), 97% (TC)	81% (RM), 79% (TC)	Arquitectura híbrida que combina un codificador ResNet preentrenado con un decodificador estilo Unet y bloques de transformadores en el cuello de botella (bottleneck).	Bloques de transformadores SWIN (MSA con ventanas desplazadas) para capturar dependencias de largo alcance y contexto global.	Superó a modelos puramente convolucionales en la segmentación de lesiones pequeñas, no esféricas y cercanas a los bordes del hígado.	[1]
SMAFormer (Synergistic Multi-Attention Transformer)	TC (Tomografía Computarizada)	LIT2017, ISICDM2019 y Synapse	97.71% (en Synapse)	94.11% (en LIT2017)	Modelo basado en Transformer con estructura residual en forma de U (U-shaped), que integra conexiones de salto (skip connections) y MLP mejorado (E-MLP) con convoluciones de profundidad.	Mecanismo Synergistic Multi-Attention (SMA) que fusiona atención de píxeles, de canal y especial; además de un Modulador de Fusión de Características.	Logró resul de vanguard (state-of-the-art) en la segmentación de tumores pequeños e irregulares formados.	
SALBA (Sistema para la Segmentación y Detección Automática de Tumores Hepáticos)	TC (Tomografía Computarizada)	1.598 escáneres TC (4.908 tumores primarios y metastásicos) de cohortes del Hospital Vall d'Hebron y	No Indicado específicamente para el órgano completo	Precisión del 82% en la detección lesión por lesión; >99% a nivel de paciente.	Basado en el modelo de segmentación nnU-Net para análisis automatizado y volumétrico de la carga tumoral.	Herencia del mecanismo nnU-Net (convolucional con optimización automática de parámetros).	Igual o superior precisión de radiólogos expertos y la concordancia interobservador en oncología personalizada	
LiverAI (referido como modelo híbrido Deep Learning-Radiomics)	TC (Tomografía Computarizada con contraste, fase portal)	Cohorte interna multicéntrica de 300 estudios de CT y validación en dataset público LITS.	No Indicado específicamente (énfasis en tumores)	88% (0.88 ± 0.03)	Framework híbrido con U-Net cascada 2.5D, codificador densamente conectado (DenseNet-169), refinamiento con CNN 3D voxel-wise y descriptores radiómicos manuales.	Compuertas de atención (Attention Gates) multiescala en las rutas de decodificación para amplificar características en regiones de lesiones.	Sensibilidad de 0.89 y PPV de 0.92. Efectivo para detectar metástasis subcentimétricas mediante la eliminación de falsos positivos con Random Forest.	[4]
CNN (Linet al.)	TC (Tomografía Computarizada)	No específica (Estudio retrospectivo mencionado en	No Indicado	82.67 ± 1.43%	Red Neuronal Convolucional (CNN) diseñada para la segmentación de tumores hepáticos.	No indicado en la fuente original citada	Superior a los métodos tradicionales para la planificación de terapias.	[5]

[1] Joint liver and hepatic lesion segmentation in MRI using a hybrid CNN with transformer layers - arXiv
[2] SMAFormer: Synergistic Multi-Attention Transformer for Medical Image Segmentation - arXiv
[3] Herramienta basada en aprendizaje profundo mejora el diagnóstico del cáncer de hígado - Imaginología General - mobile.MedImaging.es
[4] Precise Liver Tumor Segmentation In CT Using a Hybrid Deep Learning-Radiomics Framework - arXiv
[5] Aplicación de la Inteligencia artificial en el diagnóstico y tratamiento ...
[6] Uso de la IA para detectar Carcinoma Hepatocelular en TC sin contraste |
[7] Analizan el potencial de la IA para la clasificación de lesiones hepáticas en informes de resonancia magnética - Hospital Clínic Barcelona
[8] A Joint Deep Learning Approach for Automated Liver and Tumor Segmentation - arXiv
[9] A Vision-Language Model for Focal Liver Lesion Classification - arXiv
[10] Automating liver biopsy segmentation with a robust, open-source tool for pathology research: the HOTSPoT model - PubMed
[11] Modelo de IA segmenta con precisión tumores hepáticos a partir de tomografías computarizadas - Imaginología General -

Artículos recomendados

1. Survey sobre IA en hepatología presentado en EASL 2024

Žigutytė, L., Sorz-Nechay, T., Clusmann, J., Kather, J. N., et al. (2025). *Use of artificial intelligence for liver diseases: A survey from the EASL Congress 2024. JHEP Reports*, 7(3), 101359. <https://doi.org/10.1016/j.jhepr.2025.101359>

- Revisión sistemática de 55 pósteres que usan IA en hepatología.
- Detectan falta de terminología uniforme y tendencias emergentes. [reddit.com+3reddit.com+3reddit.com+3mdpi.com+8pubmed.ncbi.nlm.nih.gov+8pmc.ncbi.nlm.nih.gov+8](https://www.reddit.com/r/hepatology)

2. Revisión general de IA en imagen hepática

Autor/es no listados. (2024). *Artificial intelligence in liver imaging: methods and applications. Asian Pacific Association for the Study of the Liver.*

- Repasa técnicas de *deep learning* para detección, diagnóstico y manejo de enfermedad hepática.
- Destaca desafíos como interpretación de características y estudios multicéntricos. [mdpi.com+8pubmed.ncbi.nlm.nih.gov+8nature.com+8](https://www.mdpi.com/1422-0067/25/1/1)

3. Revisión sistemática segmentación y detección (2018–2024)

Pomohaci, M. D., Grasu, M. C., Băicoianu-Nițescu, A.-Ș., Enache, R. M., & Lupescu, I. G. (2025). *Systematic Review: AI Applications in Liver Imaging with a Focus on Segmentation and Detection. Life*, 15(2), 258. <https://doi.org/10.3390/life15020258>

- Estudio PRISMA revela que la mayoría de trabajos usan CT, con predominio de clasificación sobre segmentación.
- Solo el 11 % publican su código y escasean validaciones externas. [pmc.ncbi.nlm.nih.gov+2pubmed.ncbi.nlm.nih.gov+2mdpi.com+2](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38888888/)

4. Revisión de aplicaciones clínicas de IA en imagen hepática

Yin, X., Zhang, Y., Du, Z., Zhu, Z., & Yue, Z. (2025). *Artificial intelligence in imaging for liver disease diagnosis. Review Journal* (prehilla), bajo publicación.

- IA mejora cuantificación de fibrosis y esteatosis en US, CT y MRI.
- Facilita detección y clasificación de HCC, reduciendo necesidad de biopsia. [pubmed.ncbi.nlm.nih.gov+10pubmed.ncbi.nlm.nih.gov+10arxiv.org+10](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40000000/)

Artículos recomendados

5. Análisis por tópicos sobre aplicaciones clínicas

Autor/es no listados. (2023). *Clinical applications of artificial intelligence in liver imaging. Revista Italiana de Radiología*, edición 2023.

LDA identifica áreas clave: segmentación, radiomics, fibrosis, reconstrucción.

Destaca reducción de contraste y dosis de radiación vía deep learning. pubmed.ncbi.nlm.nih.gov

6. Comparativa IA vs radiólogos en HCC

Al-Obeidat, F., Hafez, W., Gador, M., Ahmed, N., Abdeljawad, M. M., Yadav, A., & Rashed, A. (2024). *Diagnostic performance of AI-based models versus physicians among patients with hepatocellular carcinoma: a systematic review and meta-analysis. Frontiers in Artificial Intelligence*, 7:1398205. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1398205>

7. Herramienta avanzada para analizar lesiones hepáticas

Lee, J. M., & Bae, J. S. (2024). *Enhancing diagnostic precision in liver lesion analysis using a deep learning-based system: opportunities and challenges. Nature Reviews Clinical Oncology*, 21, 485–486. <https://doi.org/10.1038/s41571-024-00887-x>

8. A CT-based deep learning-driven tool for automatic liver tumor detection and delineation in patients with cancer Balaguer-Montero et al., 2025, Cell Reports Medicine 6, 102032 April 15, 2025 ^a 2025 The Authors. Published by Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.xcrm.2025.102032>

9. Application of artificial intelligence radiomics in the diagnosis, treatment, and prognosis of hepatocellular carcinoma. Z . Bo et al Comput Biol Med 2024 May:173:108337. Epub 2024 Mar 24.

Objetivo docente

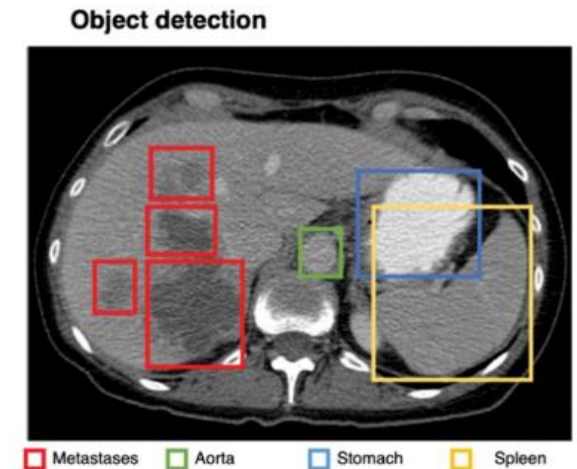
- La importancia de IA en el reconocimiento automatizado de lesiones: Algoritmos de visión por computadora (CNNs) y aprendizaje automático para predecir tipo de lesión o el riesgo de malignidad, el mejor tratamiento o el pronóstico.
-

1 Screening y diagnóstico

- Reconocimiento automatizado de lesiones: Algoritmos CNNs detectan y segmentan automáticamente LFH en imágenes de TC, RM o ecografía.
 - Caracterización de lesiones: IA diferencia entre lesiones mediante el análisis de patrones de realce, textura y forma. Plataformas como InferOperator de Infervision
 - Aplicación: Modelos de IA, como LiverAI, entrenados con arquitecturas avanzadas como GPT-4, clasifican lesiones hepáticas según el sistema LI-RADS, utilizado para evaluar el riesgo de malignidad en pacientes con cirrosis.
 - Modelos biogenómicos: Vinculan características de imagen con perfiles genómicos tumorales.
 - Radiómica
 - Extracción de características cuantitativas invisibles al ojo humano.
 - Se combinan con aprendizaje automático para predecir el tipo de lesión o el riesgo de malignidad. TexRAD™ y RADIOMICS
 - Imágenes de CEUS para predecir la supervivencia libre de progresión en pacientes con hepatocarcinoma tratados
-

1 Detección

- Detección: el objetivo de estos algoritmos es identificar “objetos” anatómicos o patológicos dentro de una imagen. A menudo, el objeto detectado se puede resaltar con el uso de cuadros delimitadores
- Reconocimiento automatizado de lesiones: Algoritmos CNNs detectan y segmentan automáticamente LFH en imágenes de TC, RM o ecografía.



<∞> REFERENCIAS

Cheng, PM. Publicado en línea:
1 de septiembre de 2021

<https://doi.org/10.1148/rg.2021200210>
Compartido bajo licencia CC BY 4.0



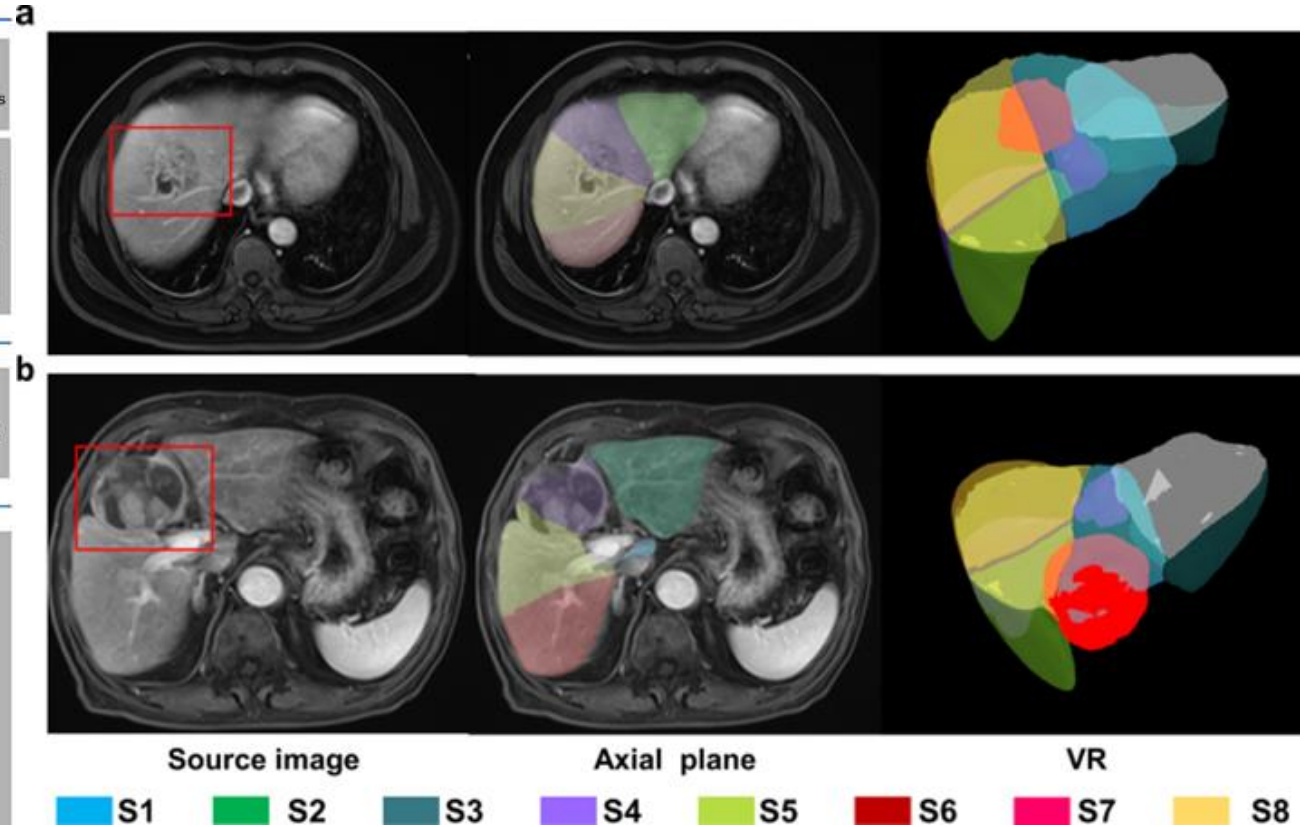
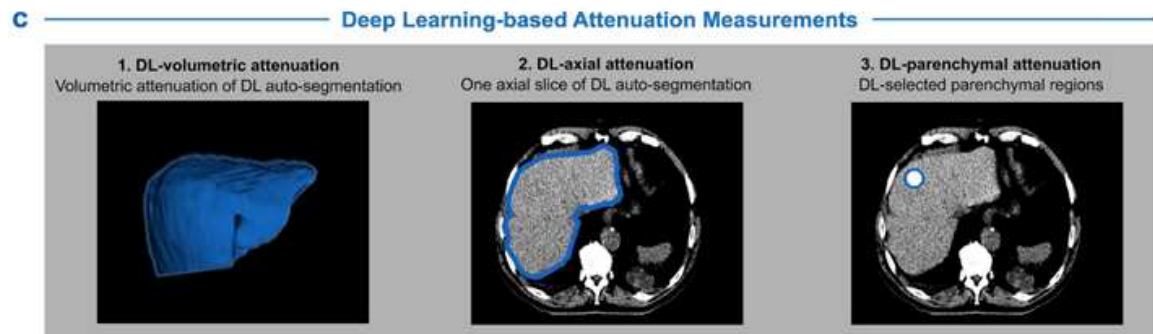
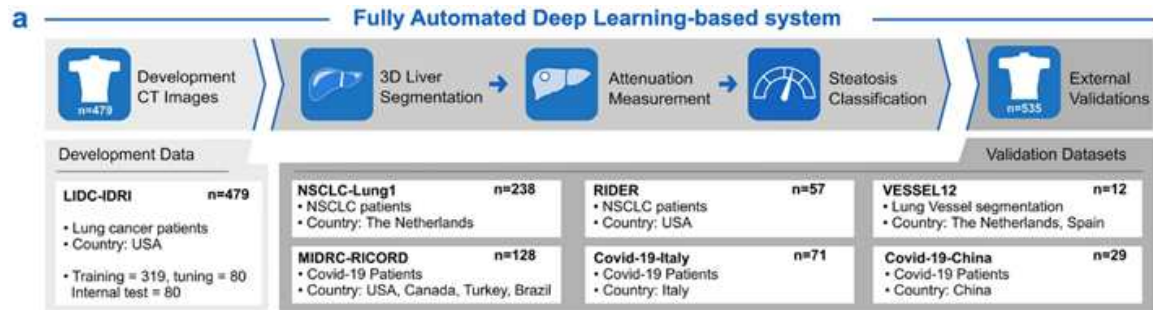
2 Segmentación

- Segmentación: tarea de dividir los píxeles de una imagen en múltiples regiones o segmentos, donde cada segmento corresponde a un objeto o clase particular (por ejemplo, un órgano o una patología).
- En general, este es el primer paso que facilita la clasificación o cuantificación (por ejemplo, la medición) como siguiente paso.
- Este tipo de aplicación es uno de los usos populares del DL en imágenes médica



REMOVIRT reconstrucción tridimensional hepática

2 Segmentación



3 Casos de uso no interpretativos

- Casos de uso o aplicaciones que no tienen resultados primarios de diagnóstico o pronóstico, pero que facilitan el flujo de trabajo radiológico digital, desde la programación de citas del paciente hasta la comunicación de los resultados.
- Soporte de programación: puede ayudar con
 - la optimización del flujo de trabajo al automatizar el proceso de programación de estudios
- Automatización de protocolos de radiología: identificar el protocolo óptimo de adquisición
- Priorización de la lista de trabajo: identificar estudios urgentes que requieren una interpretación rápida por parte de un radiólogo.
- Protocolos de visualización: algunas herramientas de IA pueden ayudar a determinar el diseño mediante el que se muestran las imágenes radiológicas según el escenario clínico



Flujo de trabajo



Toma de decisiones



Informes /Comunicación

/ Previsión de la demanda vs. personal
/ Optimización de la programación
/ Preparación del paciente (chatbot / GenAI)
/ Selección de modalidad
/ Selección de protocolo
/ Medios de contraste y reducción de dosis
/ Control de calidad automático y reescaneo
/ Posprocesamiento
/ Triage (lista de trabajo)
/ Información clínica (LLM)
/ Navegación personalizada manos libres
/ Protocolos de visualización personalizados automatizados



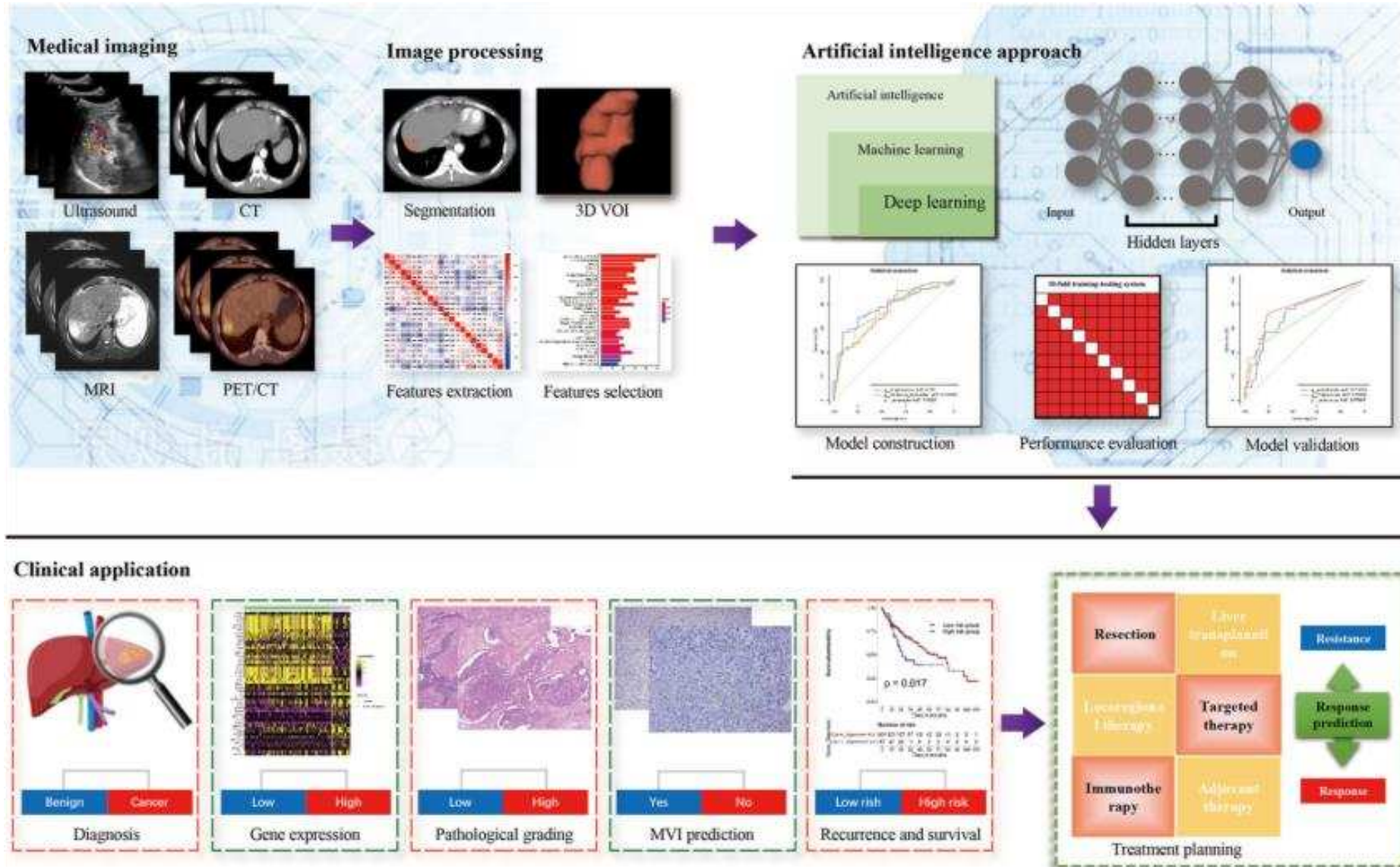
/ Recomendaciones automáticas de pautas
/ Informes precargados
/ Autoestructuración
/ Impresión automatizada
/ Corrección de lateralidad/ edad/género
/ Informes multimedia mejorados
/ Informes y traducción fáciles de usar para el paciente
/ Hallazgos críticos y seguimiento
/ Administración
/ Facturación
/ Educación de residentes
/ Inteligencia empresarial (paneles de control)

4 Mejora de imágenes

- **Las aplicaciones incluyen:**
 - Eliminación de ruido: los algoritmos de DL pueden aprender a distinguir el ruido de la señal subyacente. Se puede eliminar el ruido, al tiempo que se conservan las características de imagen más importantes.
 - Súper resolución: los modelos DL pueden aprender a aumentar la resolución espacial (es decir, crear imágenes de alta resolución a partir de imágenes de baja resolución).
 - Eliminación de artefactos: eliminación de artefactos que afectan la calidad de la imagen (como artefactos de movimiento, endurecimiento del haz).
 - Exploraciones con realce de contraste virtual: los modelos DL se pueden entrenar para simular imágenes con contraste mejorado basándose en un estudio sin contraste
-

THE TYPICAL WORKFLOW OF AI RADIOMICS IN HEPATOLOGY.

The workflow includes: imaging data collection, VOI segmentation, feature extraction, feature selection, model construction, model validation, and clinical application.



5.1 Aplicación de la radiómica IA en HCC

- La radiómica basada en IA ha emergido como una herramienta prometedora para mejorar el diagnóstico, tratamiento y pronóstico del carcinoma hepatocelular (HCC).
- La radiómica es una técnica novedosa que puede extraer características cuantitativas de las imágenes médicas y trasladarlas a base de datos, biomarcadores de imagen que no pueden detectarse visualmente pueden ser identificados. El score de calidad de radiomins radiomic quality score (RQS).
- El típico flujo de trabajo se muestra en la figura 1 : preprocesamiento , segmentación tumoral , características radiómicas: características morfológicas, del histograma , de la textura y las de orden superior , se extraen del volumen de interés. Se
- Se utilizan métodos de ML o LDL para generar modelos basados en las características radiómicas y validación rigurosa de fiabilidad y robusted antes de aplicarlos a la práctica clínica tanto para diagnóstico tratamiento pronóstico.
- Importancia del diagnóstico en hepatocarcinoma en nódulo indeterminados Mokrane and col retrospectivamente analizaron 178 paciente cirróticos con nódulos indeterminados y alto riesgo de HCC usaron DL para desarrollar un modelo predictivo para detectar HCC con una sensibilidad del 84.4%. Ham y cols desarrollaron otro modelo con DL basado en RM multifasica para distinguir los 6 tipos de nódulos hepáticos mas frecuentes incluyendo HCC .
- Zhao et cols desarrollaron modelo radio mico para distinguir tipos histopatológico s. basado en support vector machine (SVM). Consiguiendo una precisión de 0,8 AUC (AUC) mayor de 0.900.

5.2 Aplicación de la radiómica IA en HCC

- **Predicción del grado patológico del HCC**
 - La radiómica preoperatoria permite estimar el grado de diferenciación tumoral, clave para pronóstico y manejo. Modelos con radiomic features y algoritmos como SVM, XGBoost y redes neuronales logran AUCs entre 0.80 y 0.94. La integración con datos clínicos mejora la precisión.
 - La radiómica de regiones peritumorales refleja el microambiente tumoral. La predicción temprana ayuda a evaluar riesgo de recurrencia y planificar tratamientos.
 - **Predicción de invasión microvascular (MVI)**
 - La radiómica puede predecir la presencia de MVI, un factor pronóstico importante. Estudios muestran AUCs entre 0.86 y 0.98 en modelos basados en CT y MRI.
 - Modelos combinados con datos clínicos ofrecen mejor rendimiento.
 - La segmentación automática y el uso de características de la zona de transición mejoran la predicción.
 - Algunos estudios reportan rendimiento pobre, indicando necesidad de validación adicional.
-

5. 3 Aplicación de la radiómica IA en HCC

- **Predicción de respuesta a tratamientos localizados**

- La IA radiómica ayuda a predecir la eficacia de terapias como TACE y terapias sistémicas. Modelos con CT, MRI y US predicen respuesta a TACE con AUCs superiores a 0.90.
- La integración con datos clínicos mejora la selección de pacientes.
- La radiómica puede identificar biomarcadores para terapias combinadas y inmunoterapia. La relación entre características radiómicas y mecanismos biológicos aún requiere mayor investigación.

- **Predicción de respuesta a terapias sistémicas**

- La radiómica puede anticipar la eficacia de fármacos como sorafenib, lenvatinib y terapias inmunológicas.
 - Modelos predicen mutaciones, resistencia y supervivencia con AUCs entre 0.54 y 0.94. Características radiómicas se asocian con la expresión de biomarcadores inmunológicos.
 - La relación entre características radiómicas y mecanismos biológicos necesita mayor estudio.
 - Pronóstico y recurrencia postoperatoria La radiómica puede ayudar a predecir la recurrencia del HCC tras resección.
 - La mayoría de los estudios son exploratorios y preliminares. La validación clínica y la estandarización son necesarias para su aplicación práctica.
-

5. 4 Aplicación de la radiómica IA en HCC

- **La predicción temprana de recurrencia puede mejorar la planificación terapéutica y seguimiento.**
- El uso de la radiómica basada en inteligencia artificial (IA) en el diagnóstico, pronóstico y tratamiento del carcinoma hepatocelular (HCC) muestra resultados prometedores, aunque enfrenta desafíos para su aplicación clínica generalizada.
- Aplicaciones de la radiómica en la predicción de recurrencia postoperatoriaLa radiómica con IA ayuda a predecir la recurrencia en pacientes con HCC tras cirugía, mejorando la estratificación de riesgo.Estudios multicéntricos con 470 a 595 pacientes muestran que modelos combinados con características clínicas alcanzan un C-index de 0.733–0.801.
- Modelos basados en imágenes CECT y MRI logran AUCs de 0.71 a 0.94 en predicciones de recurrencia temprana y a largo plazo.
- La radiómica puede predecir la expresión de genes relacionados con la recurrencia, como GOLM1, SETD7 y RND1..
- **Predicción de la supervivencia y pronóstico en HCC**
- La radiómica con IA es útil para estimar la supervivencia y recurrencia, facilitando decisiones clínicas personalizadas.
- Modelos clínico-radiómicos basados en CT y MRI logran AUCs de hasta 0.98 para supervivencia a 5 años.
- Estudios muestran que la radiómica puede predecir la supervivencia libre de progresión y la respuesta a tratamientos como RFA, resección y radioterapia.
- La integración de datos clínicos y radiómicos mejora la precisión en la predicción del pronóstico.

6.1 Screening y Diagnóstico

- **Reconocimiento automatizado de lesiones:** Algoritmos CNNs detectan y segmentan automáticamente LFH en imágenes de TC, RM o ecografía.
- Caracterización de lesiones: IA diferencia entre lesiones mediante el análisis de patrones de realce, textura y forma. Plataformas como InferOperator de Infervision
- Aplicación: Modelos de IA, como LiverAI, entrenados con arquitecturas avanzadas como GPT-4, clasifican lesiones hepáticas según el sistema LI-RADS, utilizado para evaluar el riesgo de malignidad en pacientes con cirrosis.
- Modelos biogenómicos: Vinculan características de imagen con perfiles genómicos tumorales.
- Radiómica: Extracción de características cuantitativas invisibles al ojo humano.
- Se combinan con aprendizaje automático para predecir el tipo de lesión o el riesgo de malignidad. TexRAD™ y RADIOMICS
- Imágenes de CEUS para predecir la supervivencia libre de progresión en pacientes con hepatocarcinoma tratados

6.2 Apoyo a la toma de decisiones clínicas

- Sistemas CADx: una segunda opinión basada en bases de datos de imágenes y resultados previos.
 - Modelos predictivos: Estiman el pronóstico o la respuesta al tratamiento (TACE o ablación).
 - Triage: Priorizan estudios con hallazgos sospechosos
 - Algoritmos CNN especialmente en áreas con recursos limitados
-

7. Análisis radiómico predecir la respuesta al tratamiento

- Uso: Algoritmos de inteligencia artificial examinan los rasgos radiómicos derivados de imágenes de ultrasonido con contraste llamadas CEUS, prever la supervivencia libre de progresión en personas con hepatocarcinoma, tratados con ablación por radiofrecuencia o resección quirúrgica.
 - Ejemplos: Estas implementaciones se usan en la planificación del tratamiento y en decisiones terapéuticas seleccionadas, optimizando , optimizando el detectar lesiones hepáticas a partir de imágenes de ultrasonido, obteniendo una sensibilidad mayor a la de radiólogos con, por lo menos, quince años de práctica.
 - Aplicaciones previstas: Estas aplicaciones se implementan en entornos clínicos para aumentar la precisión diagnóstica en la detección de lesiones hepáticas, especialmente en lugares con pocos recursos. MDPI
-

8.1 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

Herramientas de IA que están Marcando la Diferencia

LiverAI Basado en GPT-4, clasifica lesiones hepáticas según LI-RADS v2018, reduciendo la variabilidad en la interpretación de imágenes y asistiendo al radiólogo en el diagnóstico de lesiones focales.

SALSA Desarrollada por VHIO, esta herramienta de IA detecta y segmenta tumores hepáticos de forma automatizada y precisa. Mejora la planificación quirúrgica y la evaluación de la respuesta al tratamiento

REMOVIRT Herramienta para la reconstrucción tridimensional hepática, permitiendo una visualización detallada y precisa de la anatomía del hígado y sus patologías.

QP-Liver Herramienta para la cuantificación precisa de grasa tisular y hierro en el hígado. Validado con datos de patología digital y autorizado para uso clínico en la UE y el Reino Unido. Ofrece segmentación hepática automatizada de alta precisión.

EchoNet-Liver Identifica cirrosis y enfermedad hepática esteatótica utilizando imágenes de ecocardiogramas, incluso si no estaban destinadas originalmente a la evaluación hepática.

8.2 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

☐ DrAid CT Cáncer de Hígado D&T

Esta plataforma, hace uso de la IA :

- en la detección de lesiones de hasta 5mm

- segmentación automática de lesiones hepáticas en tomografía computarizada,. -clasificación de lesiones según los estándares LI-RADS.

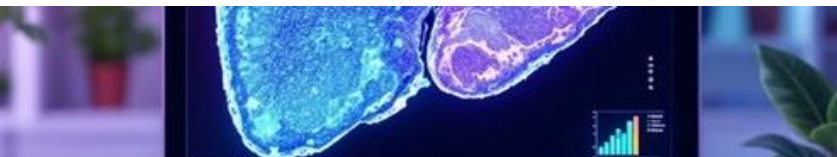
Ofrece parámetros cuantitativos, como el volumen y diámetro de las lesiones, y hasta crea informes automáticos.

The product has been recognized with the Gold Prize for Digital Innovation at the 2024 ASEAN Digital Awards and is deployed in over 182 hospitals globally, serving more than 2,000 doctors and benefiting over 2 million patients. It is also on track for FDA certification, marking its entry into the North American market creada para mejorar la precisión diagnóstica y reducir el tiempo de análisis

8.3 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

Quibim QP-Liver

Quibim, una empresa española, diseñó QP-Liver, una herramienta para el análisis de imágenes por resonancia magnética, o RM. Emplea la IA, para cuantificar, con precisión, la grasa y el hierro en el hígado. A pesar de centrarse en las afecciones hepáticas difusas también colabora en la valoración de lesiones focales por segmentación automatizada y correlación con estándares patológicos.



QP-Liver: Diagnóstico de Enfermedades Difusas

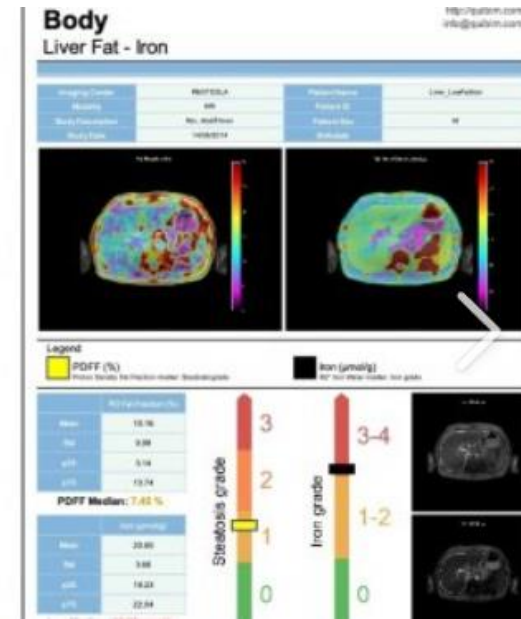
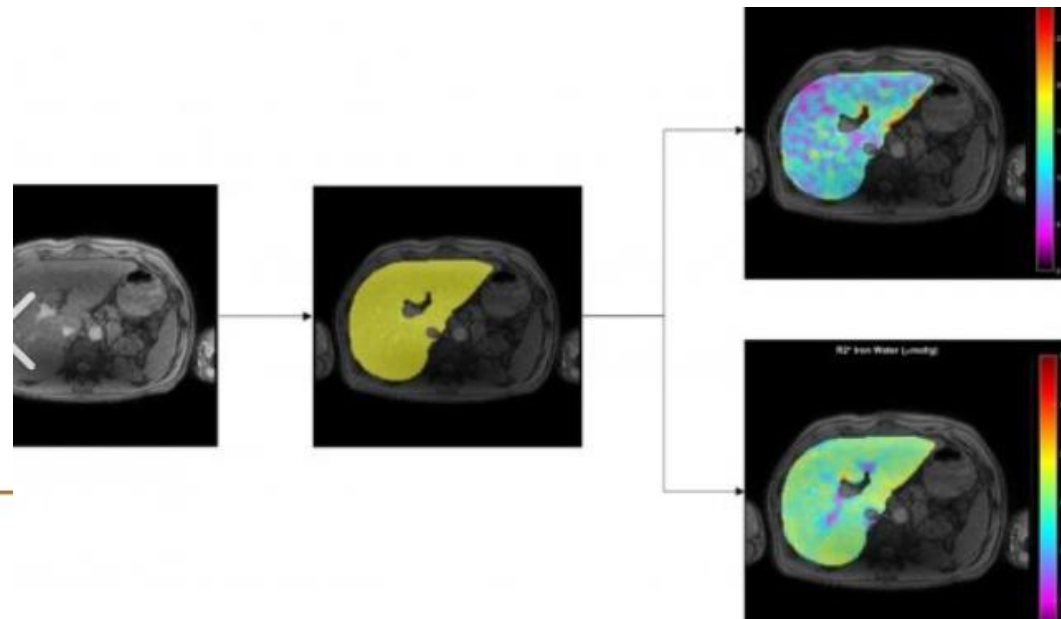
98.5%
Precisión diagnóstica
En cuantificación de grasa tisular y hierro

2024
Año de lanzamiento
Autorizado en UE y Reino Unido

3-5min
Tiempo de procesamiento
Por estudio completo de hígado

QP-Liver ha establecido un nuevo estándar en el diagnóstico de enfermedades hepáticas difusas mediante su capacidad de cuantificación precisa. El sistema ha sido rigurosamente validado con datos de patología digital de referencia, demostrando una correlación excepcional con los métodos invasivos tradicionales.

La segmentación hepática automatizada de alta precisión permite evaluar detalladamente el parénquima, identificando alteraciones sutiles que podrían pasar desapercibidas en evaluaciones convencionales.



8.4 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

SALSA

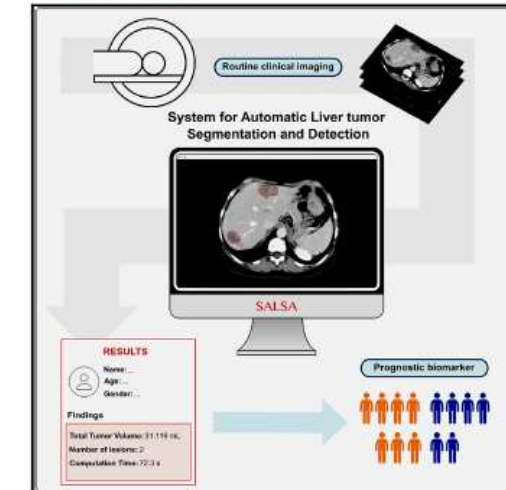
📄 SALSA (System for automatic liver tumour segmentation and detection) para TC demuestra mayor precisión 99.65% respecto a radiólogos experimentados en detección de tumores primarios HCC-colangioma, planificación de tratamientos, monitorización de tratamientos según criterios RECIST y segmentación de tumores mediante herramienta LITS (Liver Tumor segmentation Challenge)

Cell Reports Medicine

| Article

A CT-based deep learning-driven tool for automatic liver tumor detection and delineation in patients with cancer

Graphical abstract



Authors

Maria Balaguer-Montero, Adrià Marcos Morales, Marta Ligeró, ..., Rodrigo Dienstmann, Elena Garraza, Raquel Perez-Lopez

Correspondence

rperez@vhio.net

In brief

Balaguer-Montero et al. present SALSA (system for automatic liver tumor segmentation and detection), a fully automated tool for liver tumor delineation. SALSA outperforms state-of-the-art models and expert radiologist agreement, enabling efficient and reliable liver tumor assessment.

Highlights

- Quantifying liver tumors is crucial for cancer diagnosis and treatment planning
- SALSA is a fully automated tool for precise liver tumor detection and delineation
- SALSA surpasses state-of-the-art models and the radiologists' inter-reader agreement
- SALSA can arguably enhance cancer detection, treatment planning, and response evaluation

8.5 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

□ AI Radiólogo

Esta herramienta que utiliza redes neuronales convolucionales CNN permite la segmentación de tejidos hepáticos incluyendo parénquima tumores y vasos.

ACADEMIA M. 135

Inteligencia Artificial y Radiología: La Disrupción Tecnológica en la Transformación de un Paradigma



AUTOR: ACADEMIA NACIONAL DE MEDICINA DE COLOMBIA

8.6 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

REMOVIRT: Gemelos Digitales Hepáticos

Reconstrucción virtual tridimensional del hígado

Procesamiento automatizado de imágenes de TC Y RM

Utiliza aprendizaje automático

Mejora la planificación quirúrgica

Segmentación de metástasis hepáticas en una tomografía computada.

REMOVIRT: Gemelos Digitales Hepáticos

Adquisición de imágenes

TC y RMN procesadas
automáticamente

Procesamiento IA

Visión artificial y aprendizaje
automático

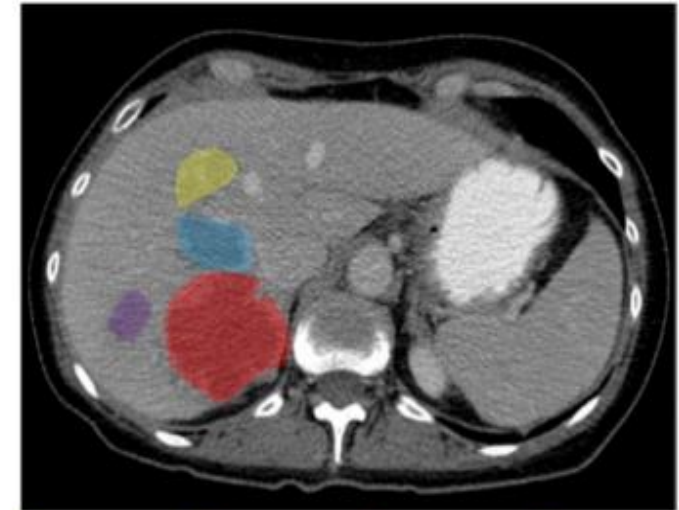
Aplicación clínica

Planificación quirúrgica y
comunicación

Reconstrucción 3D

Modelo tridimensional preciso del
hígado

Desarrollado por el Dr. Sergio Manuel Estévez Fernández, REMOVIRT transforma las imágenes bidimensionales en modelos tridimensionales detallados del hígado del paciente. Esta tecnología permite a los cirujanos planificar intervenciones con mayor precisión y facilita la comunicación con los pacientes mediante visualizaciones intuitivas.



Metastasis 1 Metastasis 2 Metastasis 3 Metastasis 4

<∞> REFERENCIAS

Cheng, PM. Publicado en línea:
1 de septiembre de 2021

<https://doi.org/10.1148/rg.2021200210>

Compartido bajo licencia CC BY 4.0

8.7 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

□ InferOperator de Infervision

InferOperator es una plataforma de inteligencia artificial empleando el modelo 3DResUNet para segmentación automática de lesiones hepáticas obtenidas de imágenes de tomografía computarizada.

Este modelo demostró alta precisión en la segmentación de hepatocarcinomas resultando en la facilitación de la planificación terapéutica y seguimiento de pacientes.

IA de inferencia

¿Qué es Infervision AI?

Infervision AI es una **tecnología avanzada de inteligencia artificial** que proporciona a los profesionales sanitarios análisis de imágenes y diagnósticos en tiempo real. Nuestra plataforma basada en IA está diseñada para ayudar a los médicos a diagnosticar y tratar enfermedades y afecciones de forma rápida y precisa.

Nuestro sistema aprovecha una combinación de **aprendizaje profundo y visión artificial** Para generar informes detallados y obtener información directamente a partir de exploraciones médicas, Infervision AI ofrece una amplia gama de funcionalidades, que incluyen la detección automatizada de lesiones, la segmentación de tejidos y la evaluación de riesgos.

Puede identificar **primeros signos de enfermedad** y detectar anomalías que podrían pasar desapercibidas con los métodos tradicionales. Con nuestra plataforma basada en IA, los profesionales sanitarios pueden tomar decisiones más rápidas y fundamentadas, y brindar una mejor atención al paciente.

En Infervision AI, nos esforzamos por brindar lo más **preciso, fiable y actualizado** Tecnología de análisis de imágenes médicas. Nuestro sistema está diseñado para ser fácil de usar y de integrar en los flujos de trabajo médicos existentes.

Casos de uso y características

1. **Automatizar la detección de lesiones** para ayudar a los médicos a diagnosticar enfermedades rápidamente.
2. **Identificar los primeros signos de la enfermedad**, con un sistema de puntuación de riesgos basado en inteligencia artificial.
3. **Aprovechar la visión artificial**, para generar información detallada a partir de exploraciones médicas.



关于我们

AI改善全世界生命健康

推想医疗科技股份有限公司成立于2016年，是一家专注于人工智能在医疗领域应用的高科技企业。公司采取“一横一纵”战略，深耕肿瘤、心血管疾病、脑血管疾病及创伤性疾病、疾病干预和治疗、患者健康管理及预防等领域。

8.8 SOFTWARE MAS UTILIZADOS

TexRAD™ y RADIOM

Estas herramientas comerciales se centran en el análisis radiómico de imágenes médicas un campo que busca extracción de características cuantitativas para diferenciar entre lesiones benignas y malignas.

TexRAD COMPAÑIA in Cambridge (United Kingdom), fundada 2011. Opera como software de analisis de imagen (Medical image analysis software) para valorar cancer risk assessment, prognosis & diagnosis

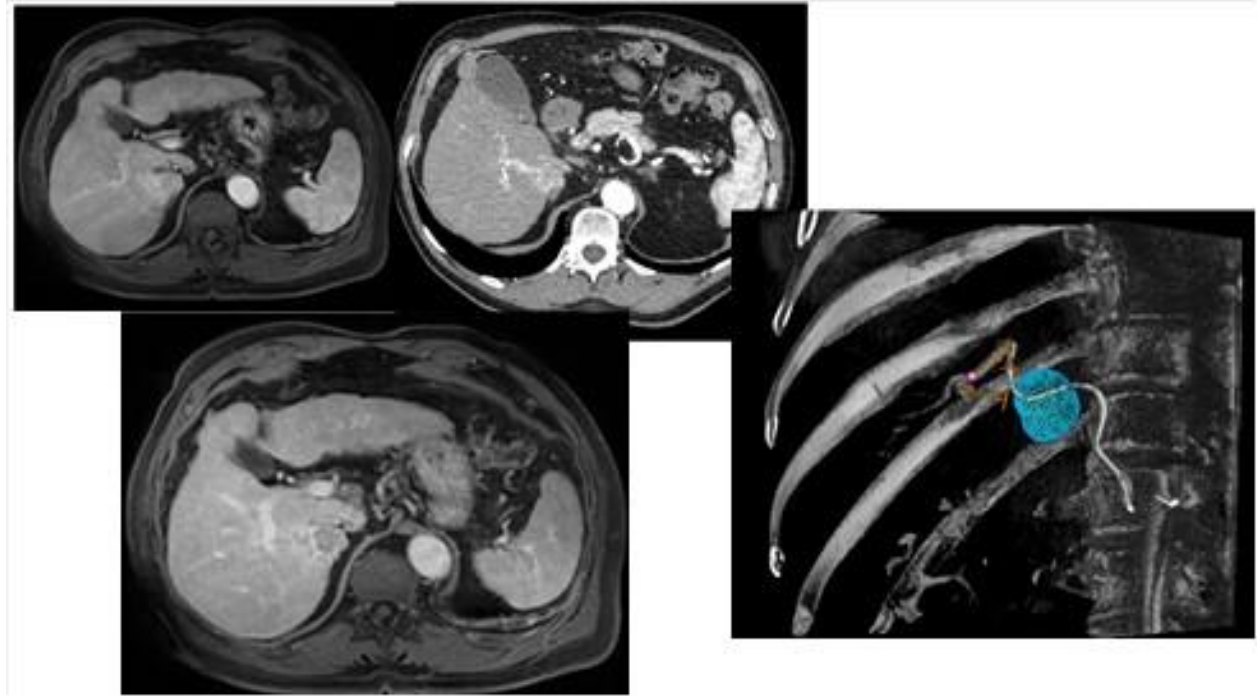
9.1 Planificación de tratamiento

- Segmentación Automática: Los algoritmos de IA (especialmente las redes neuronales convolucionales o CNNs) logran una segmentación precisa y reproducible del hígado y sus lesiones (tumores primarios, metástasis, quistes) en imágenes de TC y RM. Esto supera la variabilidad intra/interobservador de la segmentación manual y es crucial para:
 - Cuantificación volumétrica precisa del hígado y de las lesiones.
 - Planificación quirúrgica: Cálculo del volumen del hígado remanente futuro (FLRV) en hepatectomías mayores, crucial para prevenir la insuficiencia hepática post-resección.
 - Dosimetría en radioterapia y terapias locorregionales como la TARE (radioembolización con Yttrium-90).
-

9.2 Planificación de tratamiento

- **IA en la Planificación Pretratamiento y Procedimientos Locorregionales (TACE y TARE):** con impacto significativo en la optimización de estas terapias :
- TACE (Quimioembolización Transarterial):
 - Delimitación de la lesión: La segmentación automática de lesiones permite una orientación precisa de la embolización.
 - Evaluación de la vascularización tumoral: Algoritmos de IA pueden analizar patrones de realce en fases arteriales para identificar vasos nutricios clave, mejorando la eficacia de la embolización.
 - Predicción de respuesta: Modelos de IA (incluyendo la radiómica) pueden predecir la respuesta al TACE basándose en características de imagen pre-tratamiento y datos clínicos, ayudando a seleccionar a los pacientes que más se beneficiarán.
- TARE (Radioembolización con Yttrium-90):
 - Segmentación hepática y tumoral: Crucial para la dosimetría precisa y la distribución de la actividad del 90Y. La IA permite una segmentación volumétrica rápida y reproducible de las lesiones y del hígado sano.
 - Determinación del volumen del hígado a tratar: La IA facilita el cálculo de los volúmenes del hígado tumoral y no tumoral, esencial para la planificación de la dosis y para estimar la irradiación al parénquima sano.
 - Análisis de la arteria hepática y shunts: Aunque la angiografía sigue siendo estándar, la IA podría asistir en el análisis de las imágenes de TC para identificar variaciones anatómicas o shunts arteriovenosos o hepatopulmonares, minimizando la toxicidad.
 - Estimación de la distribución del 90Y: La IA puede ayudar a modelar la distribución esperada de las microesferas y la dosis de radiación, optimizando el tratamiento individualizado. La radiómica también se está investigando para predecir la toxicidad hepática inducida por radiación (REILD) y la respuesta a TARE.

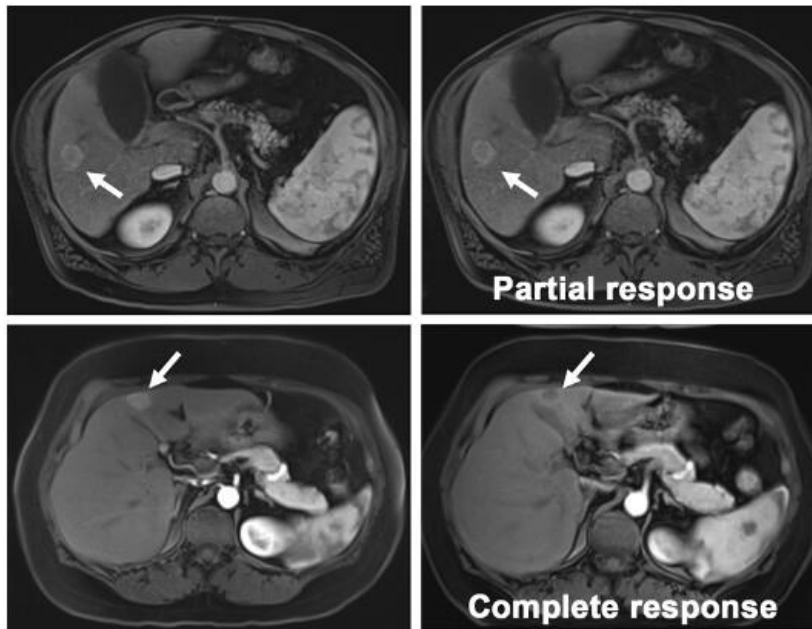
9.3 Planificación de tratamiento



Embolización de hepatoma con Yttrio. Cirrosis hepática. Lesión en segmentos VII/VI altamente sospechosa de hepatocarcinoma. Cateterización de la arteria hepática con catéter multipropósito 4F. Arteriografía selectiva y supraselectiva de ramas arteriales de la arteria hepática derecha. Cateterización selectiva con microcatéter Progreat® y guía de 0,014 mm Traxcess®. Embolizamos con coils metálicos Concerto® de 2(x2) y 4 mm una arteria del segmento 6 para intentar que los macroagregados vayan mas selectivamente al segmento del tumor. En colaboración con el servicio de Medicina Nuclear se inoculan los macroagregados de albúmina marcados con Tc-99. Cierre vascular con Angioseal®

9.4 Planificación de tratamiento

Machine Learning to Predict Response to Image-guided Therapies for HCC



- AI models that automate extraction of quantitative imaging features may provide treatment prognostication better than qualitative imaging data (ie, radiologist-defined features).
- Most of the research in this area has been focused on transarterial chemoembolization, while data on transarterial radioembolization and ablation remain limited.
- AI models require further standardization, testing, and model transparency prior to clinical use.

10.Desafíos actuales y perspectivas futuras

- A pesar de los avances, existen obstáculos que dificultan la implementación clínica de la radiómica con IA en HCC.
 - La obtención de grandes conjuntos de datos etiquetados de alta calidad es difícil y costosa.
 - La mayoría de los estudios son retrospectivos, con sesgos potenciales y efectos de sobreajuste.
 - La falta de estandarización en adquisición de imágenes, procesamiento y construcción de modelos genera heterogeneidad.
 - La segmentación manual es laboriosa y la automatización aún presenta desafíos técnicos.
 - La "caja negra" de los modelos de IA limita la interpretabilidad y confianza clínica.
 - Se requiere mayor validación multicéntrica, estudios prospectivos y desarrollo de criterios estandarizados.
 - La investigación futura debe explorar la radiogenómica y mejorar la explicabilidad de los modelos para su aceptación clínica.
 - Desarrollo de nuevo biomarcadores de imagen ofrecerá información funcional y molecular sin procedimientos invasivos y personalizara los tratamientos de cada paciente .
 - Reducirá la variabilidad entre distintos profesionales y distintos centros.
-

Conclusiones

La IA se utiliza en la práctica clínica para mejorar la precisión diagnóstica, la planificación del tratamiento y facilitar la investigación de las lesiones focales hepáticas.
