

DOI:10.3969/j.issn.1000-9760.2025.05.016

## 基于人工智能的影像组学在肝癌筛查诊疗及预后的研究进展

李倍佳 综述 张会如 审校

(济宁医学院医学影像与检验学院, 济宁 272067)

**摘要** 肝癌的传统影像学诊断通常依赖诊断医师的肉眼观察, 所获信息大多具有主观性和局限性, 使得早期精准诊断面临巨大挑战。影像组学通过高通量提取定量的特征信息, 运用高维数据描绘医学图像, 从而高效且准确识别病变特征。将影像组学高通量提取的大量图像数据与人工智能算法结合后建立模型, 可进一步实现对数据库中最优选择的自动化筛选及其特征信息提取, 并进行预测分析, 从而构建精准化的诊疗体系。目前, 影像组学人工智能模型在肝癌方面的应用涵盖肿瘤病灶的筛查、诊断、病理分型分级、治疗、疗效评估及预测复发等诸多方面。本文综述了基于人工智能的超声、CT、MRI 多领域影像组学在肝癌临床应用中的研究进展。

**关键词** 人工智能; 影像组学; 肝癌; 深度学习算法

中图分类号: R735.7; R445.2 文献标识码: B 文章编号: 1000-9760(2025)10-464-04

### Research progress of artificial intelligence-based radiomics in screening, diagnosis, treatment and prognosis of liver cancer

LI Beijia, ZHANG Huiru

(College of Medical Imaging and Laboratory, Jining Medical University, Jining 272067, China)

**Abstract:** The traditional imaging diagnosis of liver cancer usually relies on the visual observation of the diagnostician, and the information obtained is subjective and limited, which makes the early accurate diagnosis face great challenges. By extracting quantitative feature information with high throughput and using high-dimensional data to depict medical images, radiomics can identify pathological features efficiently and accurately. By combining large volumes of image data extracted by radiomics with artificial intelligence algorithm, the model can be developed to further enable to automatically screen the best selection in the database and extract the feature information, and perform predictive analysis. And then a precise diagnosis and treatment system can be built. At present, the application of radiomics artificial intelligence model in liver cancer covers the screening, diagnosis, pathological typing and grading treatment, efficacy evaluation and recurrence prediction of tumor lesions. This paper reviews the progress of artificial intelligence-based ultrasound, CT and MRI in the clinical application of liver cancer.

**Keywords:** Artificial intelligence; Radiomics; Liver cancer; Deep learning algorithm

肝癌是全球第六大常见癌症和第三大致死癌种<sup>[1]</sup>, 严重危害人民健康, 中晚期肝癌患者难以接受根治性治疗, 5 年总生存率仅 12.1%<sup>[2]</sup>, 因此早期筛查与诊断对提升疗效和预后至关重要。传统的影像学检查虽应用广泛, 但早期肝癌常缺乏典型的影像学表现, 致使传统影像诊断高度依赖医师的主观经验, 存在较大观察者间差异, 易导致漏诊或

误诊, 且人工评估难以全面挖掘图像中潜在的定量信息, 限制了早期诊断的准确性和一致性。基于人工智能的影像组学对肿瘤相关的影像改变进行客观、定量分析, 从而在理论上显著提高诊断的自动化程度和识别精度, 弥补传统方法的主观性和局限性, 成为临床研究热点<sup>[3-4]</sup>。近年来, 影像组学在肝癌筛查、分期诊断和预后预测研究中迅速发展, 本文对其研究现状和进展进行综述, 探讨其局限性, 以期为未来研究方向和临床实践提供可靠依据。

[基金项目] 济宁医学院大学生创新训练计划资助项目 (cx2023247)

[通信作者] 张会如, E-mail: zhanghr1125@163.com

#### 1 影像组学及人工智能简介

影像组学的概念是由 Lambin 等于 2012 年提出, 其本

质是从 CT、MRI、PET/CT 等医学影像中高通量地提取定量特征,运用高维数据描绘医学图像,从而准确识别病变特征<sup>[5]</sup>。传统影像组学分析流程通常包括图像采集、区域勾画、预处理、特征提取与筛选、模型建立与验证等关键步骤<sup>[6]</sup>。

人工智能涵盖了机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)。ML 通过学习训练数据来调整模型参数,以最小化预测输出与真实标签之间的误差。DL 通过构建多层神经网络模型,利用反向传播算法调整神经网络中的权重,从而具备逐层学习数据层级化抽象特征的能力,最终实现高精度的分类、识别与预测。其中,深度卷积神经网络作为其核心模型之一,在医学图像的分类、分割与检测等任务中发挥着重要作用<sup>[7]</sup>。

基于人工智能的影像组学,即将影像组学提供的海量图像数据与 AI 算法强大的模式识别能力相结合。该方法能自动筛选最优特征并构建预测模型,其快速、客观处理大量数据的能力,有助于为临床医生提供决策支持,是实现个性化精准医疗的重要工具<sup>[8]</sup>。

## 2 基于人工智能的影像组学在肝癌中的应用

### 2.1 筛查

超声联合血清甲胎蛋白检测对肝癌早期筛查具有重要意义,但其筛查准确性受操作医师手法及诊断医师经验影响,因此不断有研究尝试利用人工智能算法辅助超声显像筛查。Liu 等<sup>[9]</sup>结合超声造影检查与临床因素,基于深度学习算法构建一个影像组学模型,用于诊断肝脏局灶性病变。研究验证该模型作为一种高效能辅助诊断工具的价值,其诊断速度可达放射科医生的两倍。Wang 等<sup>[10]</sup>利用 XGBoost 模型构建并学习 CT 与相应的高光谱成像(hyperspectral imaging system, HSI)数据之间的映射关系,得出可利用早期 CT 放射组学特征来预测 HSI 特征的结论,并证实将该模型提取的特征信息用于非侵入性肝肿瘤检测,可提高肝肿瘤无创检测的准确性。Wang 等<sup>[11]</sup>建立了可根据 MRI 图像自动分割正常肝脏组织和肝肿瘤组织的 U-Net++ 模型,大大提高了肝肿瘤组织勾画效率,为肝肿瘤的自动分割提供了方法学基础,满足了影像组学在肝癌早期筛查高效率和高准确率的要求。上述研究均证实利用人工智能联合影像组学能够提高肝癌早筛的准确性和效率。

### 2.2 诊断

以 ML 和 DL 为代表的人工智能技术已经在肺结节性质判断、子宫肉瘤、阿尔兹海默病等影像诊断中取得较好应用前景<sup>[12-14]</sup>。CT、MRI、超声是对具有典型影像学特征的肝癌病灶诊断的主要检查手段,而对于早期肝癌影像学特征不典型的病灶,有创的穿刺活检仍被认为是其确诊的金标准。虽然病理诊断的精度很高,但会存在对患者造成不同程度的创伤以及穿刺部位病灶扩散转移等问题。因此,影像组学人工智能模型在临床无创确诊早期影像学特征不典

型肝癌病灶发挥重要作用。如与传统影像学诊断 VETC 癌巢型肝细胞癌(hepatocellular carcinoma cancer, HCC)相比,基于人工智能的影像组学能够通过模型自动提取图像的浅层及深层的采集、识别并深度挖掘其信息的潜在特性以无创的方式提高诊断性能<sup>[15]</sup>。近年基于人工智能的影像组学在肝癌早期精准诊断及病理分型分期领域已取得较多进展。Mitrea 等<sup>[16]</sup>在 B 型超声影像检查中采用高级纹理分析、传统分类器以及基于 CNN 和堆叠去噪自编码器的深度学习方法对肝细胞癌进行识别诊断,结果显示最佳准确率高达 91%。Chen 等<sup>[17]</sup>建立了基于超声影像组学的深度学习模型,用于 HCC、肝内胆管癌(intrahepatic cholangiocarcinoma cancer, ICC)和联合肝细胞胆管癌(HCC-ICC)术前鉴别诊断,实验结果发现 Resnet 18 模型的总体训练准确率和验证准确率分别为(99.73±0.07)%和(99.35±0.53)%,表明 Resnet 18 模型在肝癌病理分型的诊断中性能最佳。Midya 等<sup>[18]</sup>在 CT 扫描中使用基于初始 v3 网络的分类模型,利用深度学习算法进行肝癌肿瘤自动分类,获得了 96% 的总体准确率, HCC、ICC、结直肠癌肝脏转移(colorectal cancer liver metastasis, CRLM)和良性肿瘤敏感性分别为 96%、94%、99%和 86%,证实了基于人工智能的影像组学对明确肝癌分型诊断的有效性。

因此,通过影像组学挖掘潜在特征信息如病变范围、数量及肿瘤良恶性等,并与其他临床因素结合建立基于人工智能的诊断预测模型,可实现对图像数据的自动化采集并分析获取更多更精准的诊断信息,有助于增加早期精准诊断癌症的可能性。

### 2.3 治疗

手术切除、化疗、放疗等为传统的肝癌治疗方式,但這些方法往往会对患者的肝功能造成一定程度的损害,影响患者的生存质量。目前,中晚期非手术肝癌治疗多采用经导管肝动脉栓塞(transcatheter arterial chemoembolization, TACE)、TACE 联合超声引导下射频消融等<sup>[19]</sup>。当上述治疗措施仅在传统影像组学层面使用时,一方面由于其影像的强度和空间分辨率易受扫描仪差异和采集参数变化的影响,导致特征信息提取的可重复性较低,另一方面某些技术原因会干扰图像的实际观察,混淆成像特征,从而影响选择性治疗肝脏病变部位的质量、精度、效率和安全性<sup>[20]</sup>。此时,人工智能的出现为肝癌精准治疗提供了一种新思路,通过有效改善射频消融术及 TACE 等治疗方式本身固有的不足和弊端,构建精准化的治疗体系,可提高治疗效果,具有广泛的临床应用前景。

超声引导下经皮射频消融术能够精准锁定肿瘤位置、准确测量肿瘤大小、形状等基本特征,其中导管导航定位对其治疗效果和安全性至关重要。基于人工智能的影像组学在对肝癌肿瘤射频消融治疗中可表现出一定的性能,通过改善射频消融针位以确切病变部位,提高肝癌治疗的精度,降低局部肿瘤进展(local tumor progression, LTP)的发生率,

从而提高治疗的效果和安全性。Liu 等<sup>[21]</sup>利用三维超声融合成像(three-dimensional ultrasonic fusion imaging, 3DUS FI)技术在 HCC 热消融中引导针头放置,结果显示,1 年和 2 年的 LTP 率分别为 7.0% 和 9.4%。Kollar 等<sup>[22]</sup>利用超宽带(ultra wide band, UWB)基于“延迟和”(delay sum, DAS)算法的天线阵列和微波雷达成像系统,跟踪肝癌消融治疗过程中的导管位置,结果显示该系统可以跟踪导管路径,模拟数据精度为(3.88±0.19) mm,实验数据精度为(6.13±0.66) mm。此外,近年在 TACE 中也有联合人工智能的研究成果。杨超<sup>[23]</sup>基于全肝 MRI 影像组学联合机器学习,首次量化 TACE 抵抗后个体化预后(C-index=0.79),提示 AI-影像组学可在 TACE 抵抗发生后 2~3 周内无创识别“继续 TACE 获益”与“需转靶向/免疫治疗”亚群,为临床决策提供量化依据;然采用算法尚显单一,亟需多中心前瞻与深度学习验证以夯实其临床普适性。

## 2.4 预后

手术切除是肝癌主要的治疗方法。然而近 70% 的患者在肝切除术后的 5 年内出现 HCC 复发,且复发的时间越早,预后就越差。目前对术后复发的研究主要依靠术后病理活检和患者临床资料,评估方法落后且效果欠佳<sup>[24]</sup>。刘治坤等<sup>[25]</sup>基于 DL 开发出联合 CT 的 TFDeepSurv 系统,作为一种视觉预后工具,通过获取和评估骨骼肌信息来预测肝癌患者接受肝移植后的生存率,并帮助临床医生识别高死亡风险的患者,从而制定进一步的治疗方案。Wu 等<sup>[26]</sup>基于 CEUS 联合 CNN 建立出影像组学模型,评估 HCC 在微波消融术(microwave ablation, MWA)术后的治疗效果和预测复发并以无创的方式预测 HCC 的病理分化,结果显示 CNN ResNet 18 模型在预测 HCC 复发率方面表现较好,早期复发(early recurrence, ER)、晚期复发(late recurrence, LR)和无复发生存期(recurrence-free survival, RFS)存在显著差异。证实此模型具有协助临床决策、避免活检和手术等侵入性检查的优点。

综上,人工智能预后模型能有效预测肝癌术后复发与生存情况,对实现个体化治疗方案、改善患者预后具有重要应用价值。

## 3 小结与展望

基于 ML 和 DL 的影像组学,在肝癌筛查、诊断、治疗及预后等临床场景中均表现出较好的发展趋势及良好的应用前景。但影像组学人工智能模型作为一个新兴的研究领域,目前存在的限度限制了其临床应用和转化的广度:1)多数研究对模型性能的评估仅依赖于有限样本集和数据集且只开展单中心验证,缺乏对所提出的模型和方法完全、彻底的评价,这潜在地限制了其对不同种群的适用性,使模型存在失衡和偏差。在今后的研究中,需要更全面的数据集训练评估模型,在研究成果基础上继续采集样本提高模型的性能,对其进行高精度的影像组学分析和多中心外部验证。

2)多数研究受回顾性研究设计限制,存在成像设备系统和扫描参数不一致,对患者样本有选择偏倚的问题,因此,为进一步验证所构建模型的泛化能力,需要进行大规模的前瞻性研究。3)部分研究仅选择最典型的图像进行影像组学分析,与临床实践诊断有所差距。在影像组学人工智能模型应用于临床前,尚需纳入临床因素和人口统计学变量,对多个具有不同成像方案的机构的各种肿瘤类别进行进一步整合和验证。

随着人工智能技术在影像组学领域的深入应用,影像组学人工智能模型的性能将得到逐步优化,并提升放射学领域无创性肝肿瘤诊断的准确性。该技术的发展有望成为临床医生早期诊断肝癌的有力工具,并辅助制定治疗方案,为肝癌患者提供个体化的精准诊疗依据,从而推动该领域医学技术层面的创新。

利益冲突:所有作者均申明不存在利益冲突。

## 参考文献:

- [1] Rumgay H, Arnold M, Ferlay J, et al. Global burden of primary liver cancer in 2020 and predictions to 2040 [J]. *J Hepatol*, 2022, 77(6): 1598-1606. DOI: 10.1016/j.jhep.2022.08.021.
- [2] 刘才峰, 刘阳, 张克诚, 等.《原发性肝癌诊疗指南(2024 年版)》要点解读[J]. *肝胆胰外科杂志*, 2025, 37(3): 145-153. DOI: 10.11952/j.issn.1007-1954.2025.03.001.
- [3] Li Y, Yang L, Gu X, et al. Computed tomography radiomics identification of T1-2 and T3-4 stages of esophageal squamous cell carcinoma: two-dimensional or three-dimensional? [J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2024, 49(1): 288-300. DOI: 10.1007/s00261-023-04070-1.
- [4] Liu Q, Liang Z, Qi X, et al. Contrast-enhanced CT-based deep learning and habitat radiomics for analysing the predictive capability for oral squamous cell carcinoma [J]. *Int Dent J*, 2025, 75(5): 100914. DOI: 10.1016/j.identj.2025.100914.
- [5] Bogowicz M, Jochems A, Deist TM, et al. Privacy-preserving distributed learning of radiomics to predict overall survival and HPV status in head and neck cancer [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 4542. DOI: 10.1038/s41598-020-61297-4.
- [6] Raisi-Estabragh Z, Izquierdo C, Campello VM, et al. Cardiac magnetic resonance radiomics: basic principles and clinical perspectives [J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2020, 21(4): 349-356. DOI: 10.1093/ehjci/jeaa028.
- [7] Soffer S, Ben-Cohen A, Shimon O, et al. Convolutional neural networks for radiologic images: a radiologist's guide [J]. *Radiology*, 2019, 290(3): 590-606. DOI: 10.1148/radiol.2018180547.
- [8] 刘洁, 欧阳烽, 吕联江, 等.人工智能在头颈动脉粥样硬化斑块高分辨磁共振血管壁成像中的应用进展 [J]. *磁共振成像*, 2024, 15(7): 179-183. DOI: 10.12015/issn.1674-8034.2024.07.030.
- [9] Liu L, Tang C, Li L, et al. Deep learning radiomics for focal liver lesions diagnosis on long-range contrast-enhanced ultrasound and

- clinical factors[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2022, 12(6):3213-3226. DOI:10.21037/qims-21-1004.
- [10] Wang X, Wang T, Zheng Y, et al. Recognition of liver tumors by predicted hyperspectral features based on patient's computed tomography radiomics features [J]. *Photodiagnosis Photodyn Ther*, 2023, 42:103638. DOI:10.1016/j.pdpdt.2023.103638.
- [11] Wang J, Peng Y, Jing S, et al. A deep-learning approach for segmentation of liver tumors in magnetic resonance imaging using UNet+ [J]. *BMC Cancer*, 2023, 23(1):1060. DOI:10.1186/s12885-023-11432-x.
- [12] 浦超. 数字化 X 线胸片人工智能辅助诊断系统在肺结核诊断中的应用价值[J]. *影像研究与医学应用*, 2023, 7(16):68-70. DOI:10.3969/j.issn.2096-3807.2023.16.021.
- [13] Toyohara Y, Sone K, Noda K, et al. The automatic diagnosis artificial intelligence system for preoperative magnetic resonance imaging of uterine sarcoma[J]. *J Gynecol Oncol*, 2024, 35(3):e24. DOI:10.3802/jgo.2024.35.e24.
- [14] Ziyad SR, Alharbi M, Altulyan M. Artificial intelligence model for Alzheimer's disease detection with convolution neural network for magnetic resonance images[J]. *J Alzheimers Dis*, 2023, 93(1):235-245. DOI:10.3233/JAD-221250.
- [15] 张明铭. VETC 癌巢型肝细胞肝癌研究进展[J]. *济宁医学院学报*, 2023, 46(3):206-210. DOI:10.3969/j.issn.1000-9760.2023.03.012
- [16] Mitrea DA, Brehar R, Nedevschi S, et al. Hepatocellular carcinoma recognition from ultrasound images using combinations of conventional and deep learning techniques [J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(5):2520. DOI:10.3390/s23052520.
- [17] Chen J, Zhang W, Bao J, et al. Implications of ultrasound-based deep learning model for preoperatively differentiating combined hepatocellular-cholangiocarcinoma from hepatocellular carcinoma and intrahepatic cholangiocarcinoma[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2024, 49(1):93-102. DOI:10.1007/s00261-023-0408.
- [18] Midya A, Chakraborty J, Srouji R, et al. Computerized diagnosis of liver tumors from CT scans using a deep neural network approach [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2023, 27(5):2456-2464. DOI:10.1109/JBHI.2023.3248489.
- [19] 金广霞, 王雪云, 李建. 肝动脉栓塞联合超声下射频消融术治疗原发性肝癌患者的临床疗效[J]. *济宁医学院学报*, 2024, 47(2):128-132. DOI:10.3969/j.issn.1000-9760.2024.02.010.
- [20] 段茜婷, 王关顺, 丁荣, 等. CT 影像组学在肝细胞癌联合治疗后短期疗效的应用[J]. *昆明医科大学学报*, 2023, 44(1):128-134. DOI:10.12259/j.issn.2095-610X.S20220818.
- [21] Liu J, Guo Y, Sun Y, et al. Three-dimensional ultrasound fusion imaging in precise needle placement for thermal ablation of hepatocellular carcinoma [J]. *Int J Hyperthermia*, 2024, 41(1):2316097. DOI:10.1080/02656736.2024.2316097.
- [22] Kollar J, Drizdal T, Vrba J, et al. Microwave catheter navigation system for the radiofrequency liver ablation [J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(21):5296. DOI:10.3390/cancers14215296.
- [23] 杨超. 肝癌 TACE 抵抗预后分析及人工智能联合全肝 MRI 影像组学评估预后的价值[D]. 北京: 中国医学科学院, 2023.
- [24] Zhang YB, Yang G, Bu Y, et al. Development of a machine learning-based model for predicting risk of early postoperative recurrence of hepatocellular carcinoma [J]. *World J Gastroenterol*, 2023, 29(43):5804-5817. DOI:10.3748/wjg.v29.i43.5804.
- [25] 刘治坤, 吴逸超, KHAN AA, 等. 基于影像组学的深度学习评估肌少症对肝癌切除和移植患者预后的影响(中文)[J]. *浙江大学学报(英文版)B 辑: 生物医学与生物技术*, 2024, 25(1):83-95.
- [26] Wu JP, Ding WZ, Wang YL, et al. Radiomics analysis of ultrasound to predict recurrence of hepatocellular carcinoma after microwave ablation[J]. *Int J Hyperthermia*, 2022, 39(1):595-604. DOI:10.1080/02656736.2022.2062463.

(收稿日期 2025-03-26)

(本文编辑:石俊强)