王裕然,江宇,程树群. 人工智能在肝细胞癌分割、诊断和预测中的应用进展[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):212-218.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25010402

人工智能在肝细胞癌分割、诊断和预测中的应用进展

王裕然[1],江 宇[1],程树群[1,2]
(1 上海理工大学 健康科学与工程学院,上海 200093;2 海军军医大学(第二军医大学)第三附属医院肝外六科,上海 200438)

摘 要:随着人工智能(AI)技术在医学领域的迅速发展,其在肝细胞癌(HCC)的分割、诊断及预后方面展现出巨大潜力。本文对 AI 算法在 HCC 各方面的临床应用进展进行综述,重点探讨了基于深度学习和机器学习模型的自动分割、诊断准确性提升、术前预测和预后评估。目前 AI 技术在 HCC 临床研究中已取得显著成效,但全面推广至临床应用仍面临诸多挑战。未来研究应专注于模型解释性、数据标准化和算法泛化能力的提升,以推动 AI 技术在 HCC 精准医疗中的应用,从而为医生提供可靠的决策支持,提升患者的诊疗效果和生存率。

关键词:人工智能;肝细胞癌;诊断;预后;临床应用
中图分类号:R735.7 **文献标志码**:A **文章编号**:2095-2163(2026)08-0212-07

Advances in artificial intelligence for hepatocellular carcinoma segmentation, diagnosis and prediction

WANG Yuran[1], JIANG Yu[1], CHENG Shuqun[1,2]
(1 School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2 Department of Hepatic Surgery(Ⅵ), The Third Affiliated Hospital of Naval Medical University
(The Second Military Medical University), Shanghai 200438, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence (AI) technology in the medical field, it has shown great potential in the segmentation, diagnosis and prognostic assessment of hepatocellular carcinoma (HCC). This article reviews the advances in the clinical application of AI algorithms in various aspects of HCC, focusing on automatic segmentation, improvement of diagnostic accuracy, preoperative prediction, and prognostic assessment based on deep learning and machine learning models. At present, AI technology has achieved remarkable results in HCC clinical research, but its full-scale translation into clinical applications still faces many challenges. Future research should focus on the improvement of model interpretability, data standardization, and algorithm generalization ability to promote the application of AI technology in HCC precision medicine, provide reliable decision support for doctors, and improve patients′ treatment outcomes and survival rates.

Key words: artificial intelligence; hepatocellular carcinoma; diagnosis; prognosis; clinical application

0 引 言

全球每年约有 80 万例肝癌确诊病例,肝脏是全球第六大最常见的原发性癌症部位[1]。原发性肝癌大致可分为肝细胞癌(Hepatocellular Carcinoma, HCC)、胆管癌(Cholangiocarcinoma, CCA)和转移性肝癌(Liver Metastases, LM)。其中,HCC 占原发性肝癌的 75%~85%,是 2022 年全球第七大常见恶性肿瘤,也是癌症相关死亡的第二大原因[2]。尽管近年来 HCC 的诊断和治疗手段不断进步,但由于早期诊断难度较高,肝癌异质性复杂,患者整体生存率仍然偏低。

人工智能(Artificial Intelligence, AI)使计算机能够从复杂的数据集中学习,解决医学及其他领域的实际问题,从而实现与人类相当或更高的性能[3]。其利用深度学习和机器学习等技术,自动检测、分割和量化医学影像中的病灶、器官和组织[4]。随着 AI 技术的发展,超声、电子计算机断层扫描

基金项目:国家重点研发计划(2022YFC2503705);国家自然科学基金(82072618);上海市重中之重研究中心建设项目(2023ZZ02005)。
作者简介:王裕然(1997—),女,硕士研究生。主要研究方向:人工智能;江 宇(1999—),男,硕士研究生。主要研究方向:人工智能。
通信作者:程树群(1966—),男,博士,教授。主要研究方向:肝细胞癌门静脉癌栓,人工智能。Email:chengshuqun@aliyun.com。
收稿日期:2025-01-04

（CT）、磁共振成像（MRI）等医学影像与 AI 技术相结合有效地改进了 HCC 的诊断和评估方法[5]。AI 技术的融入，不仅提升了超声、CT 和 MRI 的图像质量，还缩短了成像时间、减少了图像伪影，为 HCC 的图像分割、早期诊断、疗效评估以及预后分析提供了真实、可靠、科学的依据，也为 HCC 的精准诊断和个体化治疗开辟了新方向[6]。本文就人工智能在肝细胞癌分割、诊断和预测方面的研究进展进行综述。

1　人工智能在肝细胞癌分割中的主要应用

人工和半人工分割既耗时又易受观察者间差异的影响，可能导致结果偏差。相比之下，基于人工智能算法的自动分割具备更好的可重复性与更高的效率。Bousabarah 等[7]利用深度学习（DL）算法在磁共振成像（MRI）上自动分割肝脏和划分 HCC 病灶，使用 174 名患者的多相对比增强 MRI 图像来训练深度卷积神经网络（DCNN），并测量了 DL 模型与人工分割之间的平均骰子相似系数。随后使用随机森林（RF）分类器进行处理，再采用放射组学特征和平均神经激活阈值（TR）降低了平均假阳性率。使用 DCNN+RF+TR 自动检测到的病灶与相应的人工分割之间的重合率相似系数平均值为 0.64/0.68（验证/测试），肝脏分割为 0.91/0.91。He 等[8]提出了一种基于三维 U-Net 架构的增强型网络，这个网络在生成式对抗网络（GAN）框架内充当判别器，从而开发出一种半监督三维肝脏分割优化算法。此外，为提高由随机噪声输入生成的三维腹部合成图像的质量，设计了一种基于特征恢复方法的 DCNN，提出的算法 Dice 测试得分为 0.942 4。李睿等[9]基于 CNN 建立多个二维及三维模型对肝癌病灶进行分割，其中 3D-CNN 模型的整体分类效能最优，其 AUC、准确率、敏感度分别达到了 0.85、85%、80%。在最近的一项研究中，Fallahpoor 等[10]收集了 128 名患者的数据，包括 MRI 图像，并生成肝脏和肝脏病变的真实标签。随后用 CNN 模型进行处理，得到肝脏分割 Dice 为 88%，肝脏肿瘤 Dice 为 53%。上述研究中人工智能算法在肝细胞癌分割中的应用细节与效果对比，见表 1。

表 1　人工智能在肝细胞癌分割中的主要应用

Table 1　Main applications of artificial intelligence in hepatocellular carcinoma segmentation

作者	时间	目标	模型	结果
Bousabarah 等[7]	2021 年	自动分割肝脏和划分 HCC 病灶	DCNN + RF + TR	Dice 为 0.91/0.91（验证/测试）
He 等[8]	2022 年	肝脏分割	半监督学习+ DCNN	Dice 为 0.94
李睿等[9]	2023 年	分割肝癌病灶	3D-CNN	Dice 为 0.89
Fallahpoor 等[10]	2024 年	分割肝癌病灶	CNN	肝脏分割 Dice 为 0.88，肝脏肿瘤 Dice 为 0.53

注：HCC：肝细胞癌；DCNN：深度卷积神经网络；RF：随机森林；TR：神经激活阈值；Dice：重合率相似系数平均值；CNN：卷积神经网络；AUC：ROC 曲线下的面积；3D-CNN：三维卷积神经网络

近年来基于 AI 技术的自动化分割技术取得了显著进展，相比传统的人工和半人工分割方法，AI 算法不仅提高了分割的效率和重复性，还有效降低了由于操作者差异引起的结果偏差。未来，随着模型架构的进一步优化及更多高质量数据的引入，这类自动化分割方法有望在临床实践中发挥更加关键的作用，为精准医疗和个性化治疗提供有力支持。

2　人工智能在肝细胞癌诊断中的主要应用

2.1　影像组学

早期发现癌症非常重要，因为 HCC 的预后很大程度上取决于肿瘤检测阶段[11]。目前可用于 HCC 监测的检查方法为血清学肿瘤标志物甲胎蛋白，以及多种影像学检查，包括最常用的超声、CT 和 MRI。

在早期筛查时超声检查是最合适的监测检查，但检测肝脏病灶或确定病灶特征并非易事。根据研究结果分析，超声波在检测肝脏局灶病变方面存在一些公认的局限性，并且在检测 HCC 方面，B 型超声波的灵敏度仅为 46%～63%[12]。为解决这一问题，以下几项研究测试了 AI 技术在这种情况下提高超声诊断准确性的能力。Brehar 等[13]将 CNN 在超声图像上检测 HCC 的性能与传统机器学习算法进行了比较，CNN 的准确率为 91.0%，灵敏度为 94.4%，特异性为 88.4%，明显优于传统的机器学习算法。Yang 等[14]利用 2 000 多名患者的 20 000 多张超声图像结合临床信息训练出的 CNN，灵敏度达到 86.5%，特异度达到 85.5%。Tiyarattanachai 等[15]在近 3 500 名患者的超声波图像中的 20 000 多张图像训练了一个 CNN。在内部验证数据集中，检测肝脏病灶的灵敏度达到 83.9%，在外部验证数

据集中达到 84.9%。以上表明,将 AI 技术应用于超声检测有助于克服传统超声的局限性,提供更加可靠的早期筛查工具,从而提高 HCC 的早期诊断率,为患者争取更好的治疗机会。

在临床实践中,当腹部超声显示不确定肝脏病变时,患者通常被建议进行 CT 或 MRI 检查[16]。结合 CT 图像和 AI 技术进行 HCC 的诊断是一项具有潜在革命性意义的工作。Mokrane 等[17]回顾性分析了 178 例肝硬化和肝结节患者的 CT 图像。在三期增强 CT 中每一期勾画结节并提取了 12 组定量影像学特征,最终模型的曲线下面积为 0.66、敏感性为 0.70、特异性为 0.54。此外,Ponnoprat 等[18]设计了一种基于多相 CT 的 ML 模型,用于区分 HCC 和肝内胆管癌(intrahepati cholangiocarcinoma, ICC)这两种最常见的肝脏恶性肿瘤,其报告的 HCC-ICC 分类准确率为 88%。综上所述,ML 和 DL 方法能够有效地从 CT 图像中提取关键特征,帮助区分 HCC 与其他肝脏病变,提高诊断的准确性、速度和效率。

MRI 因其多参数技术和多种组织对比机制,可为鉴别诊断提供比 CT 更全面的信息。Kim 等[19]设计了一种 CNN 模型,利用 MRI 扫描来识别 HCC 病灶。该模型在诊断小的 HCC 病变方面超过了经验不足的放射科医生,且仅用 3.4 s 就能分析 100 幅图像。Zhen 等[20]设计了一个 DL 模型,从临床来源、非对比 MRI 和对比后 MRI 图像中收集数据。研究结果表明,DL 模型的诊断准确性与三位经验丰富的放射科医生将恶性肝脏肿块分为七类的诊断准确性相近。此外,Sun 等[21]认为放射组学与多相对比后 MRI 结合可检测出微小的早期 HCC,结果显示准确率为 90.4%。MRI 结合 DL 技术在 HCC 诊断中展现了强大 的优势,特别是在小病灶的检测上,甚至能够超越经验不足的放射科医生。通过多种影像学特征的提取与分析,AI 技术不仅提高了诊断的准确性,还大幅度提高了处理速度。

2.2 病理学

尽管非侵入性诊断手段可以协助临床医师在特定条件下诊断肝癌,但对于影像学上不典型的肿块,通常需要对肿瘤样本进行组织病理学检查以排除及鉴别其他恶性肿瘤诊断。然而,精准判断肝脏肿瘤的组织病理学特征对病理学家具有一定挑战性,临床医生之间可能出现明显分歧。为解决这个问题,最近研究已经应用 AI 技术来辅助 HCC 的病理学诊断。

Kiani 等[22]在肝肿瘤 H&E 切片的图像上训练了 CNN 模型,用于区分 HCC 和胆管细胞癌,其分类准确率为 0.88。随后,评估了该模型作为辅助工具在 11 位不同经验水平的病理学家中的应用表现。Sun 等[23]采用基于多实例学习的 DL 模型在全视野数字切片(WSI)中区分 HCC 和正常肝组织,报告的 AUC 值接近 1.00。2021 年 ,Oestmann 等[24]对 118 名患者开展回顾性研究,试图训练一个 DL 模型来区分病理证实的 HCC 和非 HCC,包括 MRI 上具有非典型图像特征的病变。对 140 个病灶进行了卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)训练,CNN 预判组织病理学诊断的准确率为 87% 。Kavitha 等[25]采用基于区域的 CNN(R-CNN)模型对病理图像进行肝癌分类。R-CNN 模型的准确率达 96.7%,且展示出良好的泛化能力。这些研究结果表明,AI 技术不仅能够提高病理诊断的准确性,还能为病理学家提供有效的辅助工具, 推动肝癌早期诊断和精准治疗的发展。

3 人工智能在肝细胞癌预测中的主要应用

3.1 术前预测

AI 技术结合影像学检查和临床因素在术前评估和患者管理方面的潜力也逐渐得到认可。Mao 等[26]建立了一个基于造影剂增强 CT 的 ML 模型,用于术前预测 HCC 的病理分级,该模型与临床因素相结合后,AUC 达到 0.801 4。Lee 等[27]应用深度卷积神经网络算法与超声检查相结合,结果发现该模型在内部和外部验证集预测肝硬化的 AUC 达 0.901 和 0.857。通过结合影像学技术与机器学习算法,能够有效预测病理分级和肝硬化风险,这为医生提供了重要的临床决策支持。

术前预测微血管侵犯(Microvascular Invasion , MVI)也已成为一个常见的研究课题。MVI 状态是影响治疗选择和随访计划的关键因素,因此必须在术前确定[28]。Jiang 等[29]利用 eXtreme Gradient Boosting 和 3D-CNN 建立了一个基于 CT 的模型,用于术前预测 MVI。3D-CNN 模型显示出很高的诊断能力, 训练集中 AUC 为 0.980/0.906(训练/验证),验证集中 AUC 分别为 0.887/0.906 。Chen 等[30]利用 2 000 多片 WSI 训练神经网络用于预测 MVI 是否存在,在内部和外部两种测试集中,模型的 AUC 分别为 0.904 和 0.871。Cao 等[31]首次提出了一种新型的基于变压器的端到端 DL 模型,名为 MVI-TR,用于自动捕获影像组学的特征并进行 MVI 术前评估,其准确性为 99.1%,精度为 99.3% ,AUC

为 0.98。近年来，人工智能在肝细胞癌诊断中的应用也得到了广泛探索，主要相关研究汇总于表 2。

表 2　人工智能在肝细胞癌诊断中的主要应用

Table 2　Main applications of artificial intelligence in the diagnosis of hepatocellular carcinoma

作者	时间	目标	模型	结果
Brehar 等[13]	2020 年	检测 HCC	CNN	准确率 91.0%，灵敏度 94.4%，特异性 88.4%
Yang 等[14]	2020 年	诊断肝脏病灶	CNN	灵敏度 86.5%，特异度 85.5%
Mokrane 等[17]	2020 年	将不确定的肝结节分为 HCC 或非 HCC	机器学习	AUC 为 0.66、敏感性 0.70、特异性 0.54%
Ponnoprat 等[18]	2020 年	区分 HCC 和 ICC	机器学习	准确率 88%
Kim 等[19]	2020 年	诊断 HCC 病灶	CNN	灵敏度 87%，特异性 93%
Zhen 等[20]	2020 年	区分不同类型的肝脏病变	CNN	AUC 为 0.98
Kiani[22]	2020 年	区分 HCC 和 CCA	CNN	准确率 88%
Sun[23] 等	2020 年	区分 HCC 和正常肝组织	深度学习	AUC 接近 1.00
Tiyarattanac hai 等[15]	2021 年	检测肝脏病灶	CNN	灵敏度 84.9%
Oestmann 等[24]	2021 年	区分病理证实的 HCC 和非 HCC 病变	CNN	准确率 87%
Sun 等[21]	2022 年	检测小的 HCC 病灶	放射组学	准确率 90.4%
Kavitha 等[25]	2024 年	肝癌分类	R-CNN	准确率 96.7%

注：HCC：肝细胞癌；CNN：卷积神经网络；AUC：ROC 曲线下的面积；ICC：肝内胆管癌；CCA：胆管癌；R-CNN：基于区域的 CNN。

3.2　预后评估

HCC 具有高度的异质性，不同病灶具有不同的表型和基因型，可表现出不同的侵袭性，对手术、介入、放疗和靶向药物治疗反应不同[32]。传统的线性模型评估肝癌的预后有相当大的局限性[33-34]。相比较而言，人工智能应用在预测肝癌的治疗预后等方面具有更高的准确性，可以预测 HCC 复发、治疗反应及长期总生存率[35]。

利用术前成像预测 HCC 肝切除术后的早期复发（ER）具有重要意义。Wang 等[36] 回顾性纳入 119 例 HCC 患者，均在术前接受 CT 和 MRI 检查，从整个肿瘤中提取了 3 776 个 CT 特征和 4 720 个 MRI 特征。采用最小冗余最大相关算法和最小绝对收缩和选择算子（LASSO）回归进行特征选择，然后采用支持向量机（SVM）构建模型，结果发现 CT 和 MRI 联合模型可以显著地对 ER 高风险患者进行分层，训练集 AUC 为 0.951，测试集 AUC 为 0.955。Kucukkaya 等[37] 通过 CNN 从治疗前 MRI 图像预测 1～6 年之间 HCC 患者的复发，AUC 值在 0.71～0.85 之间。

经导管动脉化疗栓塞（Transcatheter Arterial Chemoembolization，TACE）是无法切除肿瘤中期肝癌的治疗方法，但这种疗法的术后疗效波动较大。因此，预测 TACE 治疗的反应有助于选择哪些患者可以从 TACE 治疗中获益最大。Peng 等[38] 基于中期 HCC 治疗前的 CT 图像，在迁移学习中采用残差 CNN 开展研究，得到独立验证队列的 AUC 超过 0.90 的结果。Zhang 等[39] 纳入了 605 名接受 TACE 作为初始治疗的中期 HCC 患者。构建全自动框架（DSA-Net），整合 DSA 视频、分割结果和临床变量（主要是人口统计学和肝功能参数），

模型对首次 TACE 治疗反应的预测结果显示：内部验证队列的准确率为 78.2%，敏感度为 77.6%，特异度为 78.7%；外部验证队列准确率为 75.1%，敏感度为 50.5%，特异度为 83.5%。

在肝细胞癌风险评估及总生存率方面，人工智能同样有助于提高治疗的精准性、及时性和个体化水平，具有重要的临床意义。He 等[40] 将组织病理学、MRI 和临床数据结合起来，训练出一个预测肝移植后患者 HCC 复发风险的模型，AUC 为 0.87。Hou 等[41] 构建了一个用于生存预测的多模态预后模型。从癌症基因组图谱（TCGA）中收集了 346 名被诊断为 HCC 的患者，通过多实例深度学习模型处理 WSI 以获得患者水平的生存风险评分；通过加权基因共表达网络分析（WGCNA）处理 mRNA 表达数据，采用 Cox 比例风险模型整合两种模态的信息来预测患者结果。在 1 年、3 年生存率预测中，该模型的 AUC 达到 0.816、0.810。Xia 等[42] 共纳入了 277 名免疫治疗晚期 HCC 患者，利用首次随访 CT 图像以及 7 个临床变量，提出了一个多模态预后模型：开发的卷积-递归神经网络（CRNN），多模态 CRNN 模型在验证集和测试集中的 1 年总生存率预测 AUC 分别达到 0.777 和 0.704。此外，结果证明基于深度学习的模型优于 RECIST 标准。

AI 技术在 HCC 的预测中发挥了越来越重要的作用。从术前预测再到预后评估,AI 技术通过结合影像学数据、临床变量和生物学信息,极大地提高了治疗的精确性和个体化水平。尤其是在肝切除术后复发风险评估、微血管侵犯预测、中期肝癌患者的治疗反应预测及生存期预判等方面,AI 技术都展示了显著的优势。不同研究团队针对各类临床目标构建了多种 AI 模型,相关代表性研究汇总于表 3。

表 3 人工智能在肝细胞癌预测中的主要应用

Table 3 Main applications of artificial intelligence in the prediction of hepatocellular carcinoma

作者	时间	目标	模型	结果
Peng 等[38]	2020 年	预测 TACE 的疗效	迁移学习+残差 CNN	AUC 超过 0.90
Mao 等[26]	2020 年	术前预测 HCC 的病理分级	ML 模型	AUC 为 0.801 4
Lee 等[27]	2020 年	预测肝硬化	DCNN	AUC 为 0.901 和 0.857
Chen 等[30]	2020 年	预测 MVI 是否存在	神经网络	AUC 分别为 0.904/0.871(内部/外部)
Jiang 等[29]	2021 年	术前预测 MVI	3D-CNN	AUC 为 0.98/0.90(训练/验证)
He 等[40]	2021 年	预测肝移植后患者 HCC 复发风险	ML 模型	AUC 为 0.87
Hou 等[41]	2022 年	预测患者的总体生存率	ML 模型	1 年、3 年总体生存率 AUC 为 0.816、0.810
Zhang 等[39]	2022 年	预测首次 TACE 治疗反应	ResNet	外部验证准确率为 75.1%,敏感度为 50.5%,特异度为 83.5%
Wang 等[36]	2023 年	预测 HCC 肝切除术后的早期复发	SVM	训练集 AUC 为 0.951,测试集 AUC 为 0.955
Cao 等[31]	2023 年	MVI 术前评估	MVI-TR	准确性为 99.1%,精度为 99.3%,AUC 为 0.98
Kucukkaya 等[37]	2023 年	预测 HCC 复发	CNN	AUC 为 0.85
Xia 等[42]	2024 年	患者的总体生存预测	CRNN	总体生存预测 AUC 分别为 0.777/0.704(验证/测试)

注:TACE:经导管动脉化疗栓塞;CNN:卷积神经网络;AUC:ROC 曲线下的面积;HCC:肝细胞癌;ML:机器学习;DCNN:深度卷积神经网络;MVI:微血管侵犯;3D-CNN:三维卷积神经网络; ResNet:CNN 的经典模型之一;SVM:支持向量机; MVI-TR:一种基于变压器的端到端 DL 模型;CRNN:卷积-递归神经网络。

4 局限性

当前,人工智能在肝细胞癌中的应用虽已取得一定进展,但仍面临多个挑战。首先,模型的泛化能力不足,导致其在不同数据集和临床环境中的稳定性存在差异。为解决这一问题,需要采用与原始训练集不同的全球性多样化数据进行外部验证,依据模型表现进行调整,从而提高泛化能力和准确性[43]。其次,AI 算法的“黑箱”特性使得临床医生难以理解模型的决策依据,这限制了其在实际诊疗中的应用。

近年来,研究者提出了可解释人工智能,旨在提升模型的透明度,帮助医生理解 AI 决策的根本依据。通过热图、特征重要性分析等可视化技术,医生可以直观地识别模型关注的关键区域和特征,从而增加对模型结果的信任。最后,缺乏前瞻性研究和多中心大样本验证,导致人工智能模型在实际临床中的效用尚未得到充分验证。未来的研究应聚焦于提高模型的可解释性和稳定性,并加强多模态数据融合的研究,以进一步推动 AI 技术在肝细胞癌诊疗中的应用。

5 结束语

人工智能技术在肝细胞癌的分割、诊断和预测方面显示出巨大潜力。影像学与病理学提供的大量数据帮助医生更准确地定位诊断肝细胞癌、评估其大小和扩散情况。人工智能则通过分析这些复杂的图像数据去识别出潜在的病理特征,预测疾病的进展以及患者的预后,辅助医生做出更准确的判断。然而, 要使这些技术在临床中得到广泛应用,还需解决数据标准化、算法泛化以及临床接受度等问题。因此,未来的研究应致力于优化数据处理流程、增强

算法的适应性，并加强与临床实践的结合，以推动这些先进技术真正转化为临床上可行且有效的工具，从而提升肝细胞癌患者的管理和治疗效果。随着数据质量的提升和算法的优化，人工智能有望在肝细胞癌的精准医疗中发挥更为关键的作用，推动肝癌临床诊疗的整体进步。

参考文献

[1] Li X, Ramadori P, Pfister D, et al. The immunological and metabolic landscape in primary and metastatic liver cancer[J]. Nature Reviews Cancer, 2021, 21(9): 541-557.

[2] Chhikarab S, Parang K. Global Cancer Statistics 2022: The trends projection analysis[J]. Chemical Biology Letters, 2023, 10(1): 451.

[3] Nam D, Chapiro J, Paradis V, et al. Artificial intelligence in liver diseases: Improving diagnostics, prognostics and response prediction[J]. Jhep Reports, 2022, 4(4): 100443.

[4] Richardson M L, Garwood E R, Lee Y, et al. Noninterpretive uses of artificial intelligence in radiology [J]. Academic Radiology, 2021, 28(9): 1225-1235.

[5] Ayuso C, Rimola J, Vilana R, et al. Diagnosis and staging of hepatocellular carcinoma (HCC): Current guidelines [J]. European Journal of Radiology, 2018, 101: 72-81.

[6] Liu J, Wu J, Liu A, et al. Preoperative diagnosis of liver cancer patients with bile duct cancer thrombus based on deep learning method[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2022, 52 (12): 50-60.

[7] Bousabarah K, Letzen B, Tefera J, et al. Automated detection and delineation of hepatocellular carcinoma on multiphasic contrast-enhanced MRI using deep learning[J]. Abdominal Radiology, 2021, 46: 216-225.

[8] He R, Xu S, Liu Y, et al. Three-dimensional liver image segmentation using generative adversarial networks based on feature restoration[J]. Frontiers in Medicine, 2022, 8: 794969.

[9] 李睿，许祥丛，林静怡，等. 基于卷积神经网络的超声影像肝癌自动分类[J]. 生物化学与生物物理进展，2023，50(3)：668-675.

[10] Fallahpoor M, Nguyen D, Montahaei E, et al. Segmentation of liver and liver lesions using deep learning[J]. Physical and Engineering Sciences in Medicine, 2024, 47(2): 611-619.

[11] Sohn W, Kang D, Kang M, et al. Impact of nationwide hepatocellular carcinoma surveillance on the prognosis in patients with chronic liver disease [J]. Clinical and Molecular Hepatology, 2022, 28(4): 851.

[12] European Association for the Study of the Liver. Corrigendum to "EASL recommendations on treatment of hepatitis C: Final update of the series"[J]. Journal of Hepatology, 2023, 78(2): 452.

[13] Brehar R, Mitread A, Vancea F, et al. Comparison of deep-learning and conventional machine-learning methods for the automatic recognition of the hepatocellular carcinoma areas from ultrasound images[J]. Sensors, 2020, 20(11): 3085.

[14] Yang Q, Wei J, Hao X, et al. Improving B-mode ultrasound diagnostic performance for focal liver lesions using deep learning: A multicentre study[J]. EBioMedicine, 2020, 56:102777

[15] Tiyarattanachai T, Apiparakoon T, Marukatat S, et al. Development and validation of artificial intelligence to detect and diagnose liver lesions from ultrasound images[J]. PLoS One, 2021, 16(6): e0252882.

[16] Heimbach J K, Kulik L M, Finn R S, et al. AASLD guidelines for the treatment of hepatocellular carcinoma[J]. Hepatology, 2018, 67(1): 358-380.

[17] Mokrane F Z, Lu L, Vavasseur A, et al. Radiomics machine-learning signature for diagnosis of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients with indeterminate liver nodules[J]. European Radiology, 2020, 30: 558-570.

[18] Ponnoprat D, Inkeaw P, Chaijaruwanich J, et al. Classification of hepatocellular carcinoma and intrahepatic cholangiocarcinoma based on multi-phase CT scans [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2020, 58: 2497-2515.

[19] Kim J, Min J H, Kim S K, et al. Detection of hepatocellular carcinoma in contrast-enhanced magnetic resonance imaging using deep learning classifier: A multi-center retrospective study[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 9458.

[20] Zhen S, Cheng M, Tao Y, et al. Deep learning for accurate diagnosis of liver tumor based on magnetic resonance imaging and clinical data[J]. Frontiers in Oncology, 2020, 10: 680.

[21] Sun K, Shi L, Qiu J, et al. Multi-phase contrast-enhanced magnetic resonance image-based radiomics-combined machine learning reveals microscopic ultra-early hepatocellular carcinoma lesions[J]. European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging, 2022, 49(8): 2917-2928.

[22] Kiani A, Uyumazturk B, Rajpurkar P, et al. Impact of a deep learning assistant on the histopathologic classification of liver cancer[J]. NPJ Digital Medicine, 2020, 3(1): 23.

[23] Sun C, Xu A, Liu D, et al. Deep learning-based classification of liver cancer histopathology images using only global labels[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 24 (6): 1643-1651.

[24] Oestmann P M, Wang C J, Savic L J, et al. Deep learning-assisted differentiation of pathologically proven atypical and typical hepatocellular carcinoma (HCC) versus non-HCC on contrast-enhanced MRI of the liver[J]. European Radiology, 2021, 31: 4981-4990.

[25] Kavitha V R, Jahir Hussain F B, Chillakuru P, et al. Automated classification of liver cancer stages using deep learning on histopathological images[J]. Traitement du Signal, 2024, 41 (1): 281-289.

[26] Mao B, Zhang L, Ning P, et al. Preoperative prediction for pathological grade of hepatocellular carcinoma via machine learning-based radiomics[J]. European Radiology, 2020, 30: 6924-6932.

[27] Lee J H, Joo I, Kang T W, et al. Deep learning with ultrasonography: Automated classification of liver fibrosis using a deep convolutional neural network[J]. European Radiology, 2020, 30: 1264-1273.

[28] Tang A. Using MRI to assess microvascular invasion in hepatocellular carcinoma[J]. Radiology, 2020, 297(3): 582-583.

[29] Jiang Y Q, Cao S E, Cao S, et al. Preoperative identification of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma by XGBoost and deep learning[J]. Journal of Cancer Research and Clinical Oncology, 2021, 147: 821-833.

[30] Chen Q, Xiao H, Gu Y, et al. Deep learning for evaluation of

microvascular invasion in hepatocellular carcinoma from tumor areas of histology images[J]. Hepatology International, 2022, 16(3): 590-602.

[31] Cao L, Wang Q, Hong J, et al. MVI-TR: A transformer-based deep learning model with contrast-enhanced CT for preoperative prediction of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma [J]. Cancers, 2023, 15(5): 1538.

[32] Borhani A A, Catania R, Velichko Y S, et al. Radiomics of hepatocellular carcinoma: Promising roles in patient selection, prediction, and assessment of treatment response[J]. Abdominal Radiology, 2021, 46(8): 3674-3685.

[33] Lai Q, Vitale A, Halazun K, et al. Identification of an upper limit of tumor burden for downstaging in candidates with hepatocellular cancer waiting for liver transplantation: A west-east collaborative effort[J]. Cancers, 2020, 12(2): 452.

[34] Huang S, Yang J, Fong S, et al. Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges[J]. Cancer Letters, 2020, 471: 61-71.

[35] Lai Q, Spoletini G, Mennini G, et al. Prognostic role of artificial intelligence among patients with hepatocellular cancer: A systematic review[J]. World Journal of Gastroenterology, 2020, 26(42): 6679.

[36] Wang Q, Sheng Y, Jiang Z, et al. What imaging modality is more effective in predicting early recurrence of hepatocellular carcinoma after hepatectomy using radiomics analysis: CT or MRI or both? [J]. Diagnostics, 2023, 13(12): 2012.

[37] Kucukkaya A S, Zeevi T, Chai N X, et al. Predicting tumor recurrence on baseline MR imaging in patients with early-stage hepatocellular carcinoma using deep machine learning [J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 7579.

[38] Peng J, Kang S, Ning Z, et al. Residual convolutional neural network for predicting response of transarterial chemoembolization in hepatocellular carcinoma from CT imaging [J]. European Radiology, 2020, 30: 413-424.

[39] Zhang L, Jiang Y, Jin Z, et al. Real-time automatic prediction of treatment response to transcatheter arterial chemoembolization in patients with hepatocellular carcinoma using deep learning based on digital subtraction angiography videos[J]. Cancer Imaging, 2022, 22(1): 23.

[40] He T, Fong J N, Moore L W, et al. An imageomics and multi-network based deep learning model for risk assessment of liver transplantation for hepatocellular cancer [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2021, 89: 101894.

[41] Hou J, Jia X, Xie Y, et al. Integrative histology-genomic analysis predicts hepatocellular carcinoma prognosis using deep learning [J]. Genes, 2022, 13(10): 1770.

[42] Xia Y, Zhou J, Xun X, et al. CT-based multimodal deep learning for non-invasive overall survival prediction in advanced hepatocellular carcinoma patients treated with immunotherapy[J]. Insights Imaging, 2024, 15(1): 214.

[43] Yu A C, Mohajer B, Eng J. External validation of deep learning algorithms for radiologic diagnosis: A systematic review [J]. Radiology: Artificial Intelligence, 2022, 4(3): e210064.