



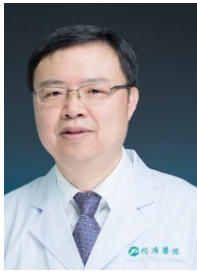
doi:10.7659/j.issn.1005-6947.240561
http://dx.doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.240561
China Journal of General Surgery, 2025, 34(1):33-39.

· 述评 ·

人工智能在肝癌精准诊疗中的研究进展

吴阳, 张万广

(华中科技大学同济医学院附属同济医院 肝脏外科中心, 湖北 武汉 430030)



张万广

摘要

随着人工智能(AI)技术,尤其是深度学习的快速发展,AI在肝癌的诊疗中扮演着越来越重要的角色。AI技术在提高肝癌诊断准确性、减轻医生工作负担以及提供个性化治疗方案方面展现出巨大潜力。在肝癌影像诊断方面,AI技术已经被广泛应用于超声、CT和MRI等影像学数据,能够自动识别和分割肝脏病变,区分良性和恶性病变,其诊断准确率在某些情况下可达到甚至超过专业放射科医师的水平。在病理学诊断中,AI技术通过分析数字病理切片,辅助病理学家进行鉴别诊断和分类,提高诊断的效率和准确性。在治疗决策辅助方面,AI技术通过分析病人的临床、影像学 and 病理学数据,能预测术后复发风险和对特定治疗的治疗效果,以及识别生物标志物,为精准治疗提供新视角,辅助临床医生制定个性化治疗方案。随着多模态AI模型的发展,结合影像、病理和临床数据的分析,能够更全面地理解肝癌的生物学行为,为病人提供更精准的诊断和治疗。尽管AI在肝癌诊疗中显示出巨大潜力,但仍面临数据标准化、安全性、隐私保护等挑战,AI模型在临床实践中的转化需要进一步验证和改进。预计随着技术进步和数据积累,AI将在未来为肝癌病人提供更精准、个性化的医疗服务。本文将重点概述AI在肝癌诊疗中的重要研究进展,并简要讨论其局限性及未来发展方向。

关键词

肝肿瘤; 人工智能; 深度学习; 多模态成像
中图分类号: R735.7

Research progress of artificial intelligence in precision diagnosis and treatment of liver cancer

WU Yang, ZHANG Wanguang

(Hepatic Surgery Center, Tongji Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430030, China)

Abstract

With the rapid development of artificial intelligence (AI) technology, especially deep learning, AI is playing an increasingly important role in the diagnosis and treatment of liver cancer. AI has shown great potential in improving diagnostic accuracy, reducing the workload of physicians, and providing

基金项目: 华中科技大学同济医学院附属同济医院高质量临床研究基金资助项目(2024TJCR004)。

收稿日期: 2024-11-04; 修订日期: 2024-12-12。

作者简介: 张万广, 华中科技大学同济医学院附属同济医院主任医师, 主要从事肝癌临床和基础方面的研究。

通信作者: 张万广, Email: wgzhang@tjh.tjmu.edu.cn

personalized treatment plans. In imaging diagnosis of liver cancer, AI technology has been widely applied to ultrasound, CT, and MRI data, enabling automatic recognition and segmentation of liver lesions and differentiation between benign and malignant lesions. In some cases, its diagnostic accuracy can match or even surpass that of professional radiologists. In pathological diagnosis, AI assists pathologists in differential diagnosis and classification by analyzing whole slide image, improving diagnostic efficiency and accuracy. For treatment decision support, AI analyzes clinical, imaging, and pathological data to predict postoperative recurrence risk, evaluate the effectiveness of specific treatments, and identify biomarkers, providing new perspectives for precision medicine and assisting clinicians in designing personalized treatment plans. With the advancement of multimodal AI models that integrate imaging, pathology, and clinical data, it is possible to achieve a more comprehensive understanding of the biological behavior of liver cancer, thereby offering more precise diagnoses and treatments for patients. Despite its immense potential, AI in liver cancer diagnosis and treatment faces challenges such as data standardization, security, and privacy protection. The clinical translation of AI models requires further validation and refinement. With technological advancements and data accumulation, AI is expected to provide more precise and personalized medical services for liver cancer patients in the future. This article focuses on summarizing significant research advances in AI for liver cancer diagnosis and treatment, and briefly discusses its limitations and future directions.

Key words

Liver Neoplasms; Artificial Intelligence; Deep Learning; Multimodal Imaging

CLC number: R735.7

原发性肝癌是我国第4位常见恶性肿瘤，同时也是第2位癌症相关死亡病因^[1-2]。原发性肝癌包括肝细胞癌（hepatocellular carcinoma, HCC）、肝内胆管癌（intrahepatic cholangiocarcinoma, ICC）和混合型肝细胞癌-胆管癌（combined hepatocellular-cholangiocarcinoma, cHCC-CCA）三种不同的病理类型。其中HCC占75%~85%^[3-4]。本文主要探讨人工智能（artificial intelligence, AI）在HCC诊疗中的研究进展，涉及另两种类型的关键研究也会被提到。

从2012年开始，AI迅猛发展，尤其是2012年出现的卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）和2021年出现的Transformer，是AI发展的两个里程碑。深度学习（deep learning, DL）作为AI的一个重要分支，通过构建多层神经网络来模拟人类学习的方式，能够自动提取和学习数据中的特征，从而在图像、语音和文本等复杂数据处理任务中表现出卓越的能力。DL的核心在于其能够通过大规模数据训练，捕捉到隐藏在表面数据中的模式和规律。CNN是一种DL模型，特别适用于处理图像数据，通过卷积层提取特征，捕捉局部特征并保持空间层次结构。Transformer是一种基于自注意力机制的DL模型，最初设计用于改善自

然语言处理任务，能够并行处理序列数据，提升模型处理复杂关系的能力。当基于Transformer的大语言模型问世之后，AI对于人类生活的影响更加显著。在医疗领域，AI的应用也逐渐由传统的机器学习转向DL，并在各个领域广泛应用^[5-7]。本文主要关注DL在肝癌诊疗领域的关键研究进展。

在肝癌领域，AI通过分析肝癌的影像学图像、病理学图像和医学文本数据，可以辅助医师做出更精准的诊断和治疗决策，在一些任务上达到比医学影像、病理专家更优秀的表现，在一些重复耗时的任务上能大大减少医生的工作压力。病人的医学数据往往是多模态的，在临床诊疗工作中，医生做出判断也往往是基于多模态的医疗数据，如影像、病理、临床实验室数据等，在越来越多的医学研究中，研究者开始关注多模态模型^[8]。多模态AI模型充分利用临床上可获得的多模态医疗数据，全面分析肿瘤生物学行为，可以给病人带来最大的获益。

本文将从AI辅助临床诊断、AI辅助治疗决策、多模态AI模型等方面深入阐述近年来AI在肝癌诊疗领域的研究进展，并对当前面临的局限性及未来探索的方向进行探讨和展望。

1 AI辅助临床诊断

在肝癌的临床诊断过程中,最重要的两个诊断手段包括影像学诊断和病理学诊断。影像学诊断是病人确定诊断的首要条件,临床诊疗过程中,大部分病人都有至少一种影像学数据,数据较易获得,所以数据量庞大,有利于AI模型的训练和应用,是AI应用最广泛的领域。病理学诊断是癌症诊断的“金标准”,随着免疫疗法和靶向治疗在肝癌治疗中的使用越来越多,指南目前建议考虑活检以分析肿瘤免疫特征,指导治疗决策^[9]。可以通过扫描组织病理学切片提供数字病理切片(whole slide image, WSI),从而能够对得到的图像数据进行AI分析,辅助病理学家进行快速诊断。

1.1 AI辅助影像诊断及分析

超声检查通常用于肝癌的筛查。Yang等^[10]利用来自13个中心的局灶性肝脏病变(focal liver lesion, FLL)超声成像数据,开发并外部验证了一个良恶性二分类的CNN模型。实验结果表明,该模型的诊断准确率和增强CT相当。此外,Ryu等^[11]基于DL对超声图像中的肝脏病变进行分割和分类,实现了超声图像中恶性肿瘤的自动化检测,并得到了相对单纯分类方法更优秀的诊断结果。

动态增强CT或MRI检查是超声筛查异常者首选的明确诊断的方法。Hamm等^[12]训练了一个基于MRI的CNN模型,来自单中心的494个具有典型成像特征的肝脏病变构成了训练集和验证集,证明了从6种常见FLL类型中对具有典型成像特征的肝脏病变进行分类的可行性。2020年,浙江大学医学院附属邵逸夫医院Zhen等^[13]开发了一个CNN模型,除了未增强和增强的MRI数据,该模型还结合了基本临床参数作为模型输入,进行FLL的多分类诊断。2024年,该团队^[14]利用来自18个中心12 610例病人的增强CT数据和基本临床数据进一步地开发并前瞻性验证了一个名为LiAIDS的AI诊断模型,可自动化完成FLL的检测、分割和分类诊断,诊断精度优于专业影像医师。类似的,国内另一团队^[15]使用6个中心4 039例病人的增强CT数据,开发了一个肝脏病变自动诊断系统,可自动化分割并分类6种不同的肝脏病变,但同大多数AI模型一样,缺乏前瞻性验证的结果。

1.2 AI辅助病理诊断

在AI技术辅助下,数字病理学可有效帮助病

理科医师进行鉴别诊断和分类^[16]。随着WSI的逐渐普及,病理AI领域正在迅猛发展。2020年,Kiani等^[17]提出了一个能够区分HCC和ICC的DL模型,该模型在TCGA数据库70例病人的WSI上训练,并在80例病人的独立数据集上进行了测试,平均准确率为0.84。相较于HCC和ICC,cHCC-CCA缺乏特定的分子改变,病理诊断更加困难。2023年,Calderaro等^[18]研究表明,基于在WSI上训练的DL模型,cHCC-CCA可以重新分类为HCC或ICC,并且这种重新分类在临床和分子层面都被证实具有相关性。国内一项涉及738例病人的多中心研究^[19]结果显示,DL技术能显著提升肝细胞结节性病变的诊断准确性。该研究纳入了包括肝细胞腺瘤、不同级别的肝硬化结节和分化良好的HCC在内的多种肝细胞结节性病变的手术及活检样本,构建了分类DL模型,在独立的外部验证集中,AUC达0.935。Albrecht等^[20]基于苏木精-伊红(HE)染色的WSI,构建了专门诊断肝脏腺癌的DL模型,该DL模型能够准确区分ICC与结直肠癌肝转移(最常见的转移性腺癌),外部验证队列的准确率为98%,达到了临床病理学家的水准。

目前AI诊断模型在不同中心的数据上泛化能力尚显不足,且对于罕见病例的诊断能力有待提高。未来的研究应当致力于提高模型的泛化能力和对罕见病例的识别能力,以及减少对大量标注数据的依赖。

2 AI辅助治疗决策

肝癌的治疗方式包括手术治疗、介入治疗、放射治疗、系统治疗等多种治疗手段。肝癌的高度异质性及多样的治疗手段使得制定精确的治疗策略变得极具挑战性,目前还缺乏能够为所有病人提供个性化治疗选择的有效方法。尤其是近年来取得广泛应用的靶向免疫治疗,只有30%左右的病人可获得明显的治疗获益,缺乏明确的生物标志物。AI技术的进步为肝癌个体化治疗提供可能,目前运用AI技术结合病人临床、影像学、病理学、遗传学数据,或其他可获得的特征数据,能够有效预测肝癌病人的术后复发模式、治疗效果,以及生物标志物,推进肝癌精准诊疗策略。

2.1 AI预测术后复发及预后

已有诸多研究^[21-25]基于病人术前CT或者MRI

图像直接或间接预测病人术后复发情况。Yamashita等^[26]同样证实了基于病理组织学切片AI算法预测HCC肝癌术后复发的能力。AI还被用于从HE切片中提取预后信息。Saillard等^[27]开发的DL模型在外部验证队列中达到的预测值(C指数0.70)高于通常与HCC侵袭性相关的所有常见变量(C指数0.63)。国内Shi等^[28]进一步证实了使用AI作为HCC预后预测因子可行性,在亚洲人群中训练的DL模型,在TCGA队列中仍保持较高的预测效能。尽管目前AI模型的预测效能相对传统临床因素有所提高^[27-28],但是其预测效果仍有较大提升空间,多模态AI可能是提升预测效能的有效途径^[29]。

2.2 AI预测治疗效果

一些研究直接使用临床数据预测肝癌的治疗反应,筛选出特定治疗方式的潜在受益者,可指导临床治疗方案的个性化选择。Peng等^[30]使用多中心回顾性数据训练并验证了CNN模型,使用CT图像直接预测HCC病人接受经肝动脉化疗栓塞治疗的响应效果。近两年也有一些基于机器学习方法使用治疗前CT或MRI预测仑伐替尼单药或联合PD-1单抗治疗效果的多中心回顾性临床研究^[31-32]。Lin等^[33]发表的一项最新研究,使用12个中心1725例病人的增强CT和临床数据,训练了基于Transformer的DL模型,可为不可切除的HCC病人制定个性化的介入治疗方案。AI模型在预测治疗效果方面仍受到样本量和数据质量的限制,未来的研究应在扩大样本量的同时,提高数据质量,最大化地利用AI模型为病人提供个性化的治疗方案。

2.3 AI生物标志物

DL已被广泛用于直接从HE病理切片中预测癌症中的分子生物标志物,包括肝癌的常见突变基因TP53和CTNNB1的突变状态^[34-35]及肿瘤突变负荷^[36]等。此外,Zeng等^[37]基于DL模型直接从肝癌病人的HE切片预测对应的基因表达特征,其中一些特征已被证明与免疫疗法治疗反应密切相关^[38],随后,Zeng等^[39]在包含122例活检样本的多中心治疗队列中进一步验证了模型的临床应用价值。他们通过HE切片预测基因表达特征,从而间接预测晚期HCC病人对一线治疗(阿替利珠单抗和贝伐珠单抗联合治疗)的疗效。研究结果表明,基于模型预测结果分组的人群显示出有统计

学差异的无进展生存期。国内Liang等^[40]基于DL模型,也开发了一个框架,从肝癌的WSI图像中发掘可预测预后的生物标志物。以上研究表明了使用AI方法从常规HE图像中挖掘生物标志物的可行性。

3 多模态AI模型

越来越多的研究证据表明,多模态模型在临床诊疗中的表现往往优于那些仅依赖单一数据源的模型^[41]。多模态方法能够整合影像、病理和临床数据等多种信息,从而提供更全面的诊断支持。Transformer的出现为多模态数据处理带来了革命性的变化,它不仅能够灵活地整合来自不同来源的信息,而且在处理图像等多模态输入时,展现出比传统CNN更为强大的能力^[42]。与此同时,电子健康记录、医学影像、生物样本库和病理学数据的日益丰富,以及基因组测序成本的大幅降低,为多模态AI模型的开发提供了丰富的数据资源和可能性^[43]。

在肝癌领域,Chaudhary等^[44]使用360例HCC病人的RNA测序、miRNA测序和甲基化数据,构建了DL模型,基于该模型得到了2个具有显著生存差异的病人亚组,并在外部数据集中得到进一步验证。此外,Chen团队^[45-47]完成了多个多模态AI模型的工作,他们使用TCGA数据库中来自包括HCC在内的多种癌症类型的组织学和分子数据进行癌症的诊断和预后预测,但是相关分子测序数据目前在临床诊疗过程中通常难以获取,故难以直接应用于临床。

当前多模态AI在其他肿瘤的研究中有不少报道^[48],但是很少有针对肝癌的多模态AI研究发表。笔者团队一项暂未发表的工作,尝试基于多中心的MRI影像、术后WSI和关键临床指标等多模态数据训练并验证术前和术后多模态AI模型,可在术前和术后分别预测早期HCC病人术后复发模式。随着数据标准化和融合技术的进步,笔者期待看到更多的肝癌多模态AI模型,能够为肝癌病人提供更全面的诊断支持和治疗决策。

4 AI在肝癌临床诊疗应用的挑战及展望

在肝癌诊疗领域,AI技术虽取得了显著的研

究进展,但临床转化仍面临重大挑战。首先,由于数据来源多样、缺乏统一标准,以及回顾性研究的局限性,AI模型的泛化能力和准确性受到限制。其次,肝癌的高度异质性增加了制定精确治疗策略的难度,这对AI模型的精确性和个性化提出了更高的要求。多模态AI模型虽然有着广泛的应用前景,但目前仍面临着数据模态不全和数据集完整性不足的挑战,这些问题亟须得到有效的解决。因此,尽管AI在肝癌诊疗中的应用前景广阔,但目前大多数肝癌AI研究尚未实现临床转化。

展望未来,结合Transformer和自监督学习的大语言模型^[49]为多模态数据整合提供了新的可能性。为了推动AI模型的广泛应用,需要建立数据共享和开源算法的共识与标准,同时确保数据的安全性和隐私保护。通过解决数据标准化、安全性、隐私保护和流通问题,AI在肝癌诊疗中的应用有望实现更广泛的临床转化,提供更精准的医疗服务。

作者贡献声明:吴阳负责进行材料收集、撰写文稿;张万广负责构思本文总体框架并对文稿撰写进行指导,对本文进行修改。

利益冲突:所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] Han BF, Zheng RS, Zeng HM, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2022[J]. *J Natl Cancer Cent*, 2024, 4(1):47–53. doi:10.1016/j.jncc.2024.01.006.
- [2] Chen WQ, Zheng RS, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015[J]. *CA Cancer J Clin*, 2016, 66(2): 115–132. doi: 10.3322/caac.21338.
- [3] Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, et al. Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. *CA Cancer J Clin*, 2018, 68(6):394–424. doi:10.3322/caac.21492.
- [4] Zhou M, Wang H, Zeng X, et al. Mortality, morbidity, and risk factors in China and its provinces, 1990–2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017[J]. *Lancet*, 2019, 394(10204): 1145–1158. doi: 10.1016/S0140-6736(19)30427-1.
- [5] 彭晓煜,石和凯,宋致成,等.人工智能在疝与腹壁外科的应用与未来发展[J]. *中国普通外科杂志*, 2024, 33(10):1580–1587. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.2024.10.004.
- [6] Peng XY, Shi HK, Song ZC, et al. Application and future development of artificial intelligence in hernia and abdominal wall surgery[J]. *China Journal of General Surgery*, 2024, 33(10):1580–1587. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.10.004.
- [7] 王玉,徐中华,虞卫新,等.基于H₂O自动化机器学习的肝硬化患者死亡预测模型的建立[J]. *中国普通外科杂志*, 2023, 32(7): 1071–1078. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2023.07.012.
- [8] Wang Y, Xu ZH, Yu WX, et al. Development of a prediction model for mortality in liver cirrhosis patients based on H₂O automated machine learning[J]. *China Journal of General Surgery*, 2023, 32(7): 1071–1078. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2023.07.012.
- [9] 张业光,赵攀,章慧,等.基于机器学习算法的胰腺导管腺癌预后模型构建及其验证[J]. *中国普通外科杂志*, 2024, 33(9):1459–1472. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.09.013.
- [10] Zhang YG, Zhao P, Zhang H, et al. Construction and validation of a prognostic model for pancreatic ductal adenocarcinoma based on machine learning algorithm[J]. *China Journal of General Surgery*, 2024, 33(9): 1459–1472. doi: 10.7659/j. issn. 1005-6947.2024.09.013.
- [11] Lipkova J, Chen RJ, Chen BW, et al. Artificial intelligence for multimodal data integration in oncology[J]. *Cancer Cell*, 2022, 40(10):1095–1110. doi:10.1016/j.ccell.2022.09.012.
- [12] Ducreux M, Abou-Alfa GK, Bekaii-Saab T, et al. The management of hepatocellular carcinoma. Current expert opinion and recommendations derived from the 24th ESMO/World Congress on Gastrointestinal Cancer, Barcelona, 2022[J]. *ESMO Open*, 2023, 8(3):101567. doi:10.1016/j.esmoop.2023.101567.
- [13] 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. doi: 10.1016/j.ebiom.2020.102777.
- [14] Ryu H, Shin SY, Lee JY, et al. Joint segmentation and classification of hepatic lesions in ultrasound images using deep learning[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(11): 8733–8742. doi: 10.1007/s00330-021-07850-9.
- [15] Hamm CA, Wang CJ, Savic LJ, et al. Deep learning for liver tumor diagnosis part I: development of a convolutional neural network classifier for multi-phasic MRI[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(7):3338–3347. doi:10.1007/s00330-019-06205-9.
- [16] Zhen SH, Cheng M, Tao YB, et al. Deep learning for accurate diagnosis of liver tumor based on magnetic resonance imaging and clinical data[J]. *Front Oncol*, 2020, 10: 680. doi: 10.3389/fonc.2020.00680.
- [17] Ying H, Liu X, Zhang M, et al. A multicenter clinical AI system study for detection and diagnosis of focal liver lesions[J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1):1131. doi:10.1038/s41467-024-45325-9.

- [15] Wei Y, Yang M, Zhang M, et al. Focal liver lesion diagnosis with deep learning and multistage CT imaging[J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1):7040. doi:10.1038/s41467-024-51260-6.
- [16] 刘洋, 郭子阳, 刘月平, 等. 人工智能辅助技术在进展期胃癌原发灶不同区域HER-2评估及判断预后中的应用[J]. *中国普通外科杂志*, 2023, 32(4): 566-574. doi: 10.7659/j. issn. 1005-6947.2023.04.011.
- Liu Y, Guo ZY, Liu YP, et al. Application of artificial intelligence-assisted technology in assessment of HER-2 expression in different regions of primary lesions of advanced gastric cancer and prognostic estimation[J]. *China Journal of General Surgery*, 2023, 32(4):566-574. doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2023.04.011.
- [17] Kiani A, Uyumazturk B, Rajpurkar P, et al. Impact of a deep learning assistant on the histopathologic classification of liver cancer[J]. *NPJ Digit Med*, 2020, 3:23. doi: 10.1038/s41746-020-0232-8.
- [18] Calderaro J, Ghaffari Laleh N, Zeng QH, et al. Deep learning-based phenotyping reclassifies combined hepatocellular-cholangiocarcinoma[J]. *Nat Commun*, 2023, 14(1): 8290. doi: 10.1038/s41467-023-43749-3.
- [19] Cheng N, Ren Y, Zhou J, et al. Deep learning-based classification of hepatocellular nodular lesions on whole-slide histopathologic images[J]. *Gastroenterology*, 2022, 162(7):1948-1961. doi:10.1053/j.gastro.2022.02.025.
- [20] Albrecht T, Rossberg A, Albrecht JD, et al. Deep learning-enabled diagnosis of liver adenocarcinoma[J]. *Gastroenterology*, 2023, 165(5):1262-1275. doi:10.1053/j.gastro.2023.07.026.
- [21] Ji GW, Zhu FP, Xu Q, et al. Machine-learning analysis of contrast-enhanced CT radiomics predicts recurrence of hepatocellular carcinoma after resection: a multi-institutional study[J]. *EBioMedicine*, 2019, 50: 156-165. doi: 10.1016/j.ebiom.2019.10.057.
- [22] Kim S, Shin J, Kim DY, et al. Radiomics on gadoteric acid-enhanced magnetic resonance imaging for prediction of postoperative early and late recurrence of single hepatocellular carcinoma[J]. *Clin Cancer Res*, 2019, 25(13): 3847-3855. doi: 10.1158/1078-0432.CCR-18-2861.
- [23] Liu Z, Liu Y, Zhang W, et al. Deep learning for prediction of hepatocellular carcinoma recurrence after resection or liver transplantation: a discovery and validation study[J]. *Hepatol Int*, 2022, 16(3):577-589. doi:10.1007/s12072-022-10321-y.
- [24] Wang F, Zhan G, Chen QQ, et al. Multitask deep learning for prediction of microvascular invasion and recurrence-free survival in hepatocellular carcinoma based on MRI images[J]. *Liver Int*, 2024, 44(6):1351-1362. doi:10.1111/liv.15870.
- [25] Ji GW, Zhu FP, Xu Q, et al. Radiomic features at contrast-enhanced CT predict recurrence in early stage hepatocellular carcinoma: a multi-institutional study[J]. *Radiology*, 2020, 294(3):568-579. doi: 10.1148/radiol.2020191470.
- [26] Yamashita R, Long J, Saleem A, et al. Deep learning predicts postsurgical recurrence of hepatocellular carcinoma from digital histopathologic images[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1):2047. doi:10.1038/s41598-021-81506-y.
- [27] Saillard C, Schmauch B, Laifa O, et al. Predicting survival after hepatocellular carcinoma resection using deep learning on histological slides[J]. *Hepatology*, 2020, 72(6): 2000-2013. doi: 10.1002/hep.31207.
- [28] Shi JY, Wang XD, Ding GY, et al. Exploring prognostic indicators in the pathological images of hepatocellular carcinoma based on deep learning[J]. *Gut*, 2021, 70(5): 951-961. doi: 10.1136/gutjnl-2020-320930.
- [29] Volinsky-Fremont S, Horeweg N, Andani S, et al. Prediction of recurrence risk in endometrial cancer with multimodal deep learning[J]. *Nat Med*, 2024, 30(7):1962-1973. doi:10.1038/s41591-024-02993-w.
- [30] Peng J, Kang S, Ning ZY, et al. Residual convolutional neural network for predicting response of transarterial chemoembolization in hepatocellular carcinoma from CT imaging[J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(1):413-424. doi:10.1007/s00330-019-06318-1.
- [31] Xu B, Dong SY, Bai XL, et al. Tumor Radiomic Features on Pretreatment MRI to Predict Response to Lenvatinib plus an Anti-PD-1 Antibody in Advanced Hepatocellular Carcinoma: a Multicenter Study[J]. *Liver Cancer*, 2023, 12(3): 262-276. doi: 10.1159/000528034.
- [32] Bo Z, Chen B, Zhao Z, et al. Prediction of response to lenvatinib monotherapy for unresectable hepatocellular carcinoma by machine learning radiomics: a multicenter cohort study[J]. *Clin Cancer Res*, 2023, 29(9):1730-1740. doi:10.1158/1078-0432.CCR-22-2784.
- [33] Lin X, Wei R, Xu Z, et al. A deep learning model for personalized intra-arterial therapy planning in unresectable hepatocellular carcinoma: a multicenter retrospective study[J]. *EClinicalMedicine*, 2024, 75:102808. doi:10.1016/j.eclinm.2024.102808.
- [34] Fu Y, Jung AW, Torne RV, et al. Pan-cancer computational histopathology reveals mutations, tumor composition and prognosis[J]. *Nat Cancer*, 2020, 1(8): 800-810. doi: 10.1038/s43018-020-0085-8.
- [35] Kather JN, Heij LR, Grabsch HI, et al. Pan-cancer image-based detection of clinically actionable genetic alterations[J]. *Nat Cancer*, 2020, 1(8):789-799. doi:10.1038/s43018-020-0087-6.
- [36] Zhang H, Ren F, Wang Z, et al. Predicting tumor mutational burden from liver cancer pathological images using convolutional neural network[C]//2019 IEEE International Conference on

- Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). San Diego, CA, USA. IEEE, 2019:920–925. doi:10.1109/BIBM47256.2019.8983139.
- [37] Zeng Q, Klein C, Caruso S, et al. Artificial intelligence predicts immune and inflammatory gene signatures directly from hepatocellular carcinoma histology[J]. J Hepatol, 2022, 77(1):116–127. doi:10.1016/j.jhep.2022.01.018.
- [38] Zhu AX, Abbas AR, de Galarreta MR, et al. Molecular correlates of clinical response and resistance to atezolizumab in combination with bevacizumab in advanced hepatocellular carcinoma[J]. Nat Med, 2022, 28(8):1599–1611. doi:10.1038/s41591-022-01868-2.
- [39] Zeng Q, Klein C, Caruso S, et al. Artificial intelligence-based pathology as a biomarker of sensitivity to atezolizumab-bevacizumab in patients with hepatocellular carcinoma: a multicentre retrospective study[J]. Lancet Oncol, 2023, 24(12):1411–1422. doi:10.1016/S1470-2045(23)00468-0.
- [40] Liang JH, Zhang WS, Yang JH, et al. Deep learning supported discovery of biomarkers for clinical prognosis of liver cancer[J]. Nat Mach Intell, 2023, 5(4):408–420. doi:10.1038/s42256-023-00635-3.
- [41] Khader F, Müller-Franzes G, Wang T, et al. Multimodal deep learning for integrating chest radiographs and clinical parameters: a case for transformers[J]. Radiology, 2023, 309(1): e230806. doi:10.1148/radiol.230806.
- [42] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J]. Adv Neural Inf Process Syst, 2017, 30:5998–6008.
- [43] Calderaro J, Žigutytė L, Truhn D, et al. Artificial intelligence in liver cancer - new tools for research and patient management[J]. Nat Rev Gastroenterol Hepatol, 2024, 21(8):585–599. doi:10.1038/s41575-024-00919-y.
- [44] Chaudhary K, Poirion OB, Lu L, et al. Deep learning-based multi-omics integration robustly predicts survival in liver cancer[J]. Clin Cancer Res, 2018, 24(6): 1248–1259. doi: 10.1158/1078-0432.CCR-17-0853.
- [45] Chen RJ, Lu MY, Williamson DFK, et al. Pan-cancer integrative histology-genomic analysis via multimodal deep learning[J]. Cancer Cell, 2022, 40(8):865–878. doi:10.1016/j.ccell.2022.07.004.
- [46] Chen RJ, Lu MY, Weng WH, et al. Multimodal co-attention transformer for survival prediction in gigapixel whole slide images[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, QC, Canada. IEEE, 2021: 3995–4005. doi:10.1109/ICCV48922.2021.00398.
- [47] Jaume G, Vaidya A, Chen RJ, et al. Modeling dense multimodal interactions between biological pathways and histology for survival prediction[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. IEEE, 2024: 11579–11590. doi:10.1109/CVPR52733.2024.01100.
- [48] Chen Z, Chen Y, Sun Y, et al. Predicting gastric cancer response to anti-HER2 therapy or anti-HER2 combined immunotherapy based on multi-modal data[J]. Signal Transduct Target Ther, 2024, 9(1): 222. doi:10.1038/s41392-024-01932-y.
- [49] Thirunavukarasu AJ, Ting DSJ, Elangovan K, et al. Large language models in medicine[J]. Nat Med, 2023, 29(8): 1930–1940. doi: 10.1038/s41591-023-02448-8.

(本文编辑 熊杨)

本文引用格式:吴阳,张万广. 人工智能在肝癌精准诊疗中的研究进展[J]. 中国普通外科杂志, 2025, 34(1): 33–39. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.240561

Cite this article as: Wu Y, Zhang WG. Research progress of artificial intelligence in precision diagnosis and treatment of liver cancer[J]. Chin J Gen Surg, 2025, 34(1): 33–39. doi: 10.7659/j.issn.1005-6947.240561