

综 述

MRI影像组学及深度学习在肝细胞癌中的应用*

孙利娜¹ 许永生^{1,2} 王子圆¹
雷军强^{1,2,*}

1.兰州大学第一临床医学院

2.兰州大学第一医院放射科

(甘肃 兰州 730000)

【摘要】肝细胞癌在全球具有高发病率和死亡率，其预后不良，国家癌症中心发布中国肝癌患者的5年生存率仅为12.1%，5年生存率提升缓慢。因此，HCC的早诊、早治以及预后预测是当前的研究热点。近年来，影像组学和深度学习在HCC领域的研究和应用前景广阔。本文概述了这两项技术在HCC的影像学诊断、MVI预测、病理分期、预后判断、疗效评估方面的研究进展，并总结这些技术的局限性和发展前景。

【关键词】影像组学；深度学习；
磁共振成像；肝细胞癌

【中图分类号】R445.2

【文献标识码】A

【基金项目】兰州市城关区科技局项目
(2020RCCX0053)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2025.03.60

Progress in the Application of MRI Radiomics and Deep Learning in Hepatocellular Carcinoma*

SUN Li-na¹, XU Yong-sheng^{1,2}, WANG Zi-yuan¹, LEI Jun-qiang^{1,2,*}.

1.The First School of Clinical Medicine, Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu Province, China

2.Department of Radiology, The First Hospital of Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu Province, China

ABSTRACT

Hepatocellular carcinoma has a high incidence rate and mortality in the world, and its prognosis is still frustrating. The National Cancer Center announced that the 5-year survival rate of liver cancer patients in China is only 12.1%, and the 5-year survival rate is improving slowly. Therefore, early diagnosis, treatment, and prognosis prediction of HCC are current research hotspots. In recent years, radiomics and deep learning (DL) have broad research and application prospects in the field of HCC. This article provides an overview of the research progress of artificial intelligence technology in the imaging diagnosis, pathological staging, prognosis judgment, efficacy evaluation of HCC and summarizes the limitations and development prospects of these technologies.

Keywords: Radiomics; Deep learning; Magnetic Resonance Imaging; Hepatocellular Carcinoma

肝细胞癌(hepatocellular carcinoma, HCC)占所有原发性肝癌的85%左右，是最常见的原发性肝癌类型，在全球范围内排名第六，是全球癌症死亡相关的第三大原因^[1]。我国是HCC的高发地区，且发病率有逐年上升的趋势^[2]，高发率对患者和医疗系统都造成了巨大压力。MRI作为一种较先进的影像技术，与CT相比，能够对病变进行多模态、多序列评估，从而提供更多肿瘤的解剖和功能信息，应用造影剂进行动态增强后，对肝脏肿瘤的鉴别更是优于CT^[2]。在解读HCC的影像学表现时，放射科医生的解释容易出现主观性，新兴的影像组学及深度学习(Deep Learning, DL)可以解决这一弊端。本文的主要目的是全面探讨影像组学和DL在HCC中的应用，推动HCC的早诊早治策略的发展，从而改善患者预后及减轻医疗系统的压力。

1 影像组学及深度学习概述

影像组学的概念由LAMBIN等^[3]在2012年首次提出，其在多个系统疾病的研究中取得了显著进展。影像组学通过提取大量的影像特征信息作为输入数据，并进行整合、分析和解释，以获得可用作临床有用生物标志物的定量指标。为疾病诊疗制订方案并预测预后，DL是机器学习的分支，主张通过人工神经网络来模拟人类大脑的工作方式从实例中学习经验^[4]，从而挖掘肉眼无法观察到的成像特征，实现从原始输入到期望输出的映射。与经典影像组学方法不同，DL通过人工神经网络自动提取高通量图像特征。整个过程无需人的参与，效率更高、结果更可靠，因此保证了图像特征的准确度和有效性。DL的高速发展为优化个性化诊疗提供了有力保证^[5]。

2 MRI影像组学及深度学习在肝细胞癌中的应用

2.1 影像组学及深度学习在HCC诊断及分类中的应用 经典HCC具有较典型的影像学特征^[6]，原则上无需穿刺病理即可术前诊断，但由于HCC影像特征与肝脏其他良恶性肿瘤相似，再加上医生主观因素的影响，给HCC的正确诊断带来了巨大困难。而HCC的术前精确诊断对于患者的预后及治疗方式的选择十分重要，人工智能在医学图像的自动检测方面已经显示出很好的效果，通过分析和识别病变特征，可以实现疾病的自动诊断和分类。

LIU等^[7]回顾性采集85例HCC患者的MRI影像图像并行ROI分割及组学特征提取后采用支持向量机(SVM)进行特征评估分类，结果显示基于MRI的影像组学特征分析对HCC、胆管细胞癌和混合型肝内胆管细胞癌的鉴别诊断具有良好的预测效果。MRI的3D断层扫描图像可以在TRIVIZAKIS等人^[8]提出的框架中应用，将弥散加权成像序列(DWI)上的原发性和转移性肝癌作为输入，3D模型诊断的准确率为0.83，超过了训练后的2D模型的0.696，这表明在DWI序列上引入完整的空间信息构建的3D模型优于经典2D模型。KIM等^[9]基于HCC患者的肝胆期MR图像数据引入全自动卷积神经网络(CNN)来检测HCC，得出该系统对HCC分类的速度比影像医生快六倍，并在外部验证数据集中实现了87%的灵敏度和93%的特异性，此外，它还能准确识别直径0.8-1.2厘米被经验不足的影像医生漏诊的病灶，这表明CNN不仅速度快，还在较小的病变检测中具有优势。HAMM等^[10]使用多相位MRI图像建立了CNN模型，并将肝脏病变分为六类(单纯囊肿、海绵状血管瘤、局灶性结节增生、HCC、胆管细胞癌和结直肠癌转移)，该模型对HCC诊断的准确性为91.9%，灵敏度为90%，AUC为0.992，此外，该模型在放射科医师错误分类的病例中表

【第一作者】孙利娜，女，住院医师，主要研究方向：腹部影像诊断学。E-mail: 1011891139@qq.com

【通讯作者】雷军强，男，主任医师，主要研究方向：腹部影像学。E-mail: lejia2011@126.com

现良好。ZHEN等^[11]收集1210例肝局灶性病变患者的平扫和增强MRI数据及临床参数开发了一种CNN,并开发了七向分类器,二向分类器及恶性三向分类器,在七向分类时,CNN模型的AUC范围为0.897-0.987,与影像医生表现相当,当仅用三个平扫MRI序列时,能良好地区分肝脏良恶性肿瘤,AUC为0.946,当结合了临床数据后,该模型对肝癌、转移性肿瘤和其他肝脏原发恶性肿瘤的鉴别诊断大大提高了,AUC为0.985,优于三名影像医生。以上研究表明MRI影像组学为HCC的诊断和分类提供了丰富信息,基于肝胆期和DWI图像即可通过CNN实现HCC的自动诊断和分类,但引入临床数据及多相位图像效果更好。

2.2 影像组学及深度学习在预测HCC微血管侵入中的应用 微血管浸润(MVI)是HCC术后复发的独立危险因素^[12]。因此,MVI准确的术前预测在指导HCC患者手术切除或消融治疗的最佳范围方面发挥着关键作用^[13]。MVI的术前评估通常基于活检的组织学检查,但由于术前穿刺活检存在敏感性低、肿瘤内异质性、采样错误易引起转移等问题,应用受到一定的限制。近年来,影像组学及DL技术在预测HCC微血管浸润方面显示出巨大潜力。

最近的研究证实,从MRI图像中提取影像特征来预测HCC患者的MVI价值较高。FENG等^[14]基于钆塞酸二钠(Gd-EOB-DTPA)增强MRI构建影像组学模型,发现从瘤内和瘤周区域联合提取的影像组学特征优于单纯瘤内或瘤周区域提取特征,可能与MVI主要发生于肿瘤边缘有关。SONG等^[15]建立了一个具有8个CNN分支的DL模型,用于预测8个MRI序列的MVI的存在,并结合临床参数进行了更好的预测,最终得出仅基于影像图像的DL模型在测试集中AUC值为0.915,影像结合临床参数模型(DLC)的预测性能最好,AUC为0.931,这说明DL模型可以术前无创评估MVI,并与临床参数存在信息互补。为构建多任务学习的预测模型,WANG等^[16]回顾性收集多中心HCC患者的数据,开发了一个基于Transformer架构的DL模型,从术前MRI扫描中提取关键特征来预测MVI和无复发生存期(RFS),模型产生了很高的MVI预测精度,训练集的AUC值为0.918,内部测试集的AUC值为0.800,在三个外部测试集中,AUC值分别为0.837、0.815和0.800,当有模型辅助时,放射科医生对MVI预测的敏感性和评估者间一致性显著提高,对于RFS,该模型在训练集中C指数值为0.763,在外部测试集中范围在0.628和0.728之间。CHU等^[17]利用多时相增强MRI,建立了MVI预测的单任务和MVI与VETC同时预测的多任务的三维卷积神经网络(3DCNN)模型,最终用于MVI预测的模型达到了0.896的AUC值,同时预测MVI和VETC特征的模型预测MVI的AUC值达到了0.917,预测VETC的AUC值为0.860,多任务预测的同时提高了MVI预测的性能。以上研究说明选择肿瘤、瘤周组织及包膜下肝脏实质进行多ROI、多期相MRI影像组学分析能够对HCC患者MVI状态的预测提供更加全面和准确的信息,基于多时相MRI的深度学习模型除了预测MVI外,还可实现多任务预测。

2.3 影像组学及深度学习在预测HCC病理分级中的应用 HCC的病理分级与肿瘤复发及预后密切相关^[18]。低级别HCC患者复发风险高且生存率低,需更广泛的手术切除范围和更密切的术后随访复查,病理分级的诊断主要依靠手术标本的术后组织病理学检查,常导致治疗调整的延迟。因此,利用影像组学及DL术前预测病理分级对评估HCC患者复发风险和优化治疗策略具有极其重要的临床意义。

为了预测HCC组织病理学分级,HU等人^[19]从两家医院回顾性收集了403例HCC患者的临床和影像学资料,在肝胆特异期图像上分割肿瘤并提取组学特征开发了影像组学模型将HCC患者分为低分化HCC和高分化HCC组,研究得出AFP是唯一与HCC分级相关的重要临床变量,当AFP与影像特征结合时,模型表现良好,在外部测试集中AUC为0.71。BRANCATO等^[20]从38名患者的T2WI和多期增强MRI(动脉,门脉和延迟)的图像中提取影像组学特征并构建影像组学模型来术前检测HCC并预测其病理组织学分级,得出该模型最佳AUC取值范围为0.71~0.96,可为预测HCC病理分级提供有效信息。CHOI等^[21]分析了101例HCC患者的术前MRI数据,包括T2平扫加权成像、增强动脉期和表观扩散系数映射成像,结果表明癌是区分HCC组织学分级的最显著特征,MRI

纹理分析显示出预测HCC组织病理学等级的潜力。WU等人^[22]收集170例HCC患者的MRI影像及临床数据,建立了影像-临床组合模型,发现模型对低级别HCC的预测(AUC=0.800)明显优于临床模型(AUC=0.600)和影像组学模型(AUC=0.742),同时也证明了影像组学特征是预测HCC病理分级的独立影响因子。MAO等人^[23]从增强MRI图像中提取组学特征,并联合临床参数建立动脉期人工神经网络、动脉期Logistic回归模型、肝胆期人工神经网络、肝胆期Logistic回归模型、动脉期与肝胆期联合人工神经网络、动脉期与肝胆期联合Logistic回归模型预测HCC组织学分级,得到测试集AUC值分别为0.889、0.777、0.941、0.819、0.944和0.792,这些模型均可有效区分高级别HCC和低级别HCC,但人工神经网络模型效能优于Logistic回归模型。以上研究说明多序列MRI能够提供互补的HCC相关信息,与临床参数融合使用可以进一步提高模型对HCC病理分级的预测性能。

2.4 影像组学及深度学习在预测HCC术后早期复发中的应用 HCC术后早期复发与预后不良有关,准确识别HCC患者复发的风险因素并及早评估术后复发风险,可极大改善患者预后,对制定及改进患者后续治疗计划具有十分重要的临床意义。影像组学及DL在这一方面也展现出了极大优势。

GAO等^[24]通过DL方法建立了基于多期MRI图像的影像组学模型,可以有效地对肝切除术后HCC患者早期复发的风险进行分层。KIM等^[25]还发现,基于MRI的肿瘤周围区域影像学特征对于预测HCC患者术后复发具有相当重要的意义,这为影像组学研究中ROI的划定提供了新的方向。在一项最初针对符合肝移植条件的HCC患者的概念验证研究中,使用预处理临床和MRI特征开发了机器学习模型,以预测HCC治疗后复发,ISEKE等人^[26]基于临床和MRI数据构建了三个机器学习模型(临床,影像,组合),以评估早期HCC患者接受移植、切除或热消融的复发风险,结果表明,影像组学可以术前预测复发,为肝移植候选人的选择和器官的合理分配提供参考。王晴等^[27]探讨了通过术前增强MRI影像组学分析的列线图模型预测HCC切除术后复发风险,回顾性纳入164例行HCC切除术的患者资料,行单因素及多因素Cox回归分析术前临床、病理及影像学特征与术后复发关系,得出肿瘤边界、瘤内坏死、影像组学特征为预测HCC术后肿瘤复发独立因素(风险比分别为2.1、2.5、64.1),列线图模型预测肿瘤复发风险的C-指数分别为训练集0.796、测试集0.784,模型预测值与实际观察值一致性较好。此外,在一项双中心研究中,从增强MRI图像中提取特征,开发了一种基于钆塞酸MRI特征的DL列线图,用于预测285例肝切除术后HCC患者的早期复发,模型表现良好,在训练集和验证集上AUC值分别为:0.949和0.909,早期复发的独立预测因素包括微血管浸润、肿瘤数量和DL特征^[28]。以上研究说明影像组学和深度学习可以较准确地预测HCC术后复发风险因素及概率,并为早期复发患者的更密切随访或更积极治疗提供参考,有助于HCC术后患者的个体化管理。

2.5 影像组学及深度学习在评估HCC 射频消融或肝动脉化疗栓塞术治疗疗效中的应用 早期HCC的首选治疗是手术切除,对于不能切除的HCC患者,建议采用射频消融(RFA)或肝动脉化疗栓塞(TACE)等治疗,RFA可治疗早期HCC,TACE术常被用于中晚期患者,其可以通过局部输送化疗药物来阻断肿瘤组织的血液供应以达到治疗效果,然而,并非所有患者都可从RFA或TACE中获益,因此,术后早期行疗效评估对后续治疗十分重要。

RFA作为一种治疗早期HCC的方法得到了评估。李文华等^[29]利用不同机器学习方法构建多模态MRI影像组学联合临床指标模型,以预测肝细胞癌患者射频消融术后早期复发,得出随机森林学习方法基于临床指标及影像组学特征构建的联合模型预测HCC患者射频消融术后早期复发效能良好,其AUC值为0.909。已经开发了许多临床模型来预测TACE治疗后的客观反应。KONG等人^[30]研究分析了69例接受TACE治疗的中晚期HCC患者的术前MRI图像,并通过对所有术前T2加权图像进行纹理特征提取、影像组学特征的选择和模型构建,认为基于影像组学评分和临床预测因子的影像组学定量列线图预测模型可作为预测TACE术后疗效评估的有力工具。LUO等^[31]的研究证明了MRI影像组学预测TACE和乐伐

替尼联合治疗晚期不可切除HCC进展的有效性, MRI影像特征与临床特征联合的组合模型AUC值达到了0.71。在最近的一项研究中, ABAJIAN等^[32]将接受TACE治疗后的患者分类为应答者有反应组和无反应组, 采用患者MRI和临床数据训练随机森林和逻辑回归模型来预测HCC患者TACE的治疗结果, 得出该模型分类的总体准确率78.0%, 敏感度62.5%, 特异度82.1%。展示了机器学习及影像组学在TACE治疗反应预测中的潜力。以上研究说明采用不同方法构建的影像组学模型均对HCC患者RFA或TACE治疗后的疗效预测效果较好, 多时相MRI及临床数据能为模型预测提供更丰富的信息。

2.6 影像组学及深度学习在预测HCC术后生存期中的应用 术后生存期预测可以避免对患者的过度治疗, 减轻医疗资源的浪费及家属负担, 同时为医生进行后续治疗提供科学依据。与其他常规方法相比, 影像组学和DL在预测HCC预后方面表现出令人鼓舞的结果, 是一种具有高效益的方法。

WANG等人^[33]提出了一种基于影像学特征和临床数据的集成学习方法, 用于预测HCC患者术后3年内的无复发生存期(RFS), 证明机器学习影像组学有助于临床医生预测术后复发。在另一项研究中, AKAI等人^[34]通过随机森林算法开发了一种影像组学模型来预测生存期, 该模型在预测手术切除的HCC患者的DFS和总生存期(OS)方面表现良好。WANG等^[35]的一项多中心研究结合了MRI影像组学特征与独立的临床风险因素(术前AFP和天冬氨酸转氨酶水平)来构建模型预测HCC患者术后五年生存率, 校准曲线显示训练组和测试组预测HCC患者术后五年生存率与实际生存率吻合较好, AUC为0.9804、0.7578。瞿琦等^[36]基于Gd-EOB-DTPA增强MRI列线图模型预测MVI阴性HCC患者术后RFS, 通过单因素和多因素Cox风险比例模型分析获得患者术后RFS的独立危险因素, 并构建预测患者1、3和5年RFS率的列线图模型, 多因素分析结果显示病理分级、肝肿瘤周低信号及肝肿瘤病灶-肝实质信号强度比是HCC患者术后RFS的独立危险因素, 患者术后1、3和5年RFS率分别为0.88、0.719、0.459。以上研究说明影像组学和深度学习在预测HCC患者术后生存期方面效果良好, 前景广阔, 但由于大量异质性的DL方法, 阻碍了其在临床的广泛应用, 影像组学和DL分析仍有很大的改进空间应用于预测HCC术后生存期。

3 小结与展望

虽然影像组学及机器学习在HCC的术前及术后评估中显示出了良好前景, 但它仍存在很多缺陷。首先是训练数据的质量和数量, 人工智能模型的性能很大程度上依赖于多样化和代表性数据集的可用性, 而不平衡、偏差或样本不足等问题可能导致泛化和性能不佳。其次, 影像学中机器学习模型的可解释性仍然是一个问题, 一些复杂算法的“黑匣子”性质使临床医生难以理解特定预测背后的基本原理, 限制了他们的信任和接受。此外, 医学成像技术和影像学实践中不断发展的标准对保持机器学习模型适应该领域的变化提出了挑战。解决这些问题对于充分利用人工智能的潜力来提高肝细胞癌影像学评估的准确性和效率至关重要。

未来以下几个发展趋势值得关注: (1)人工智能在肿瘤微环境表征和药物研发方面的研究尚处于起步阶段, 但已显示出卓越的临床应用价值, 具有良好的发展前景^[37-38]。(2)先进MRI功能成像技术众多, 包含了与肿瘤遗传特征和侵袭性相关的附加信息, 利用功能成像数据与影像特征相结合, 可以扩展分类器性能, 有利于探索MRI图像的全部信息, 以建立常规临床使用的最佳模型。(3)多组学融合发展是主流方向。影像组学需要与其他组学联合应用, 来深层次多方位探讨HCC发生发展及预后机制, 这对于HCC新型治疗方法的研究及药物治疗靶点的选择具有深远影响。

总之, 基于MRI的DL和影像组学研究正在高速发展阶段, 以其无创、准确、快速的发展态势吸引着人们的目光, 相信不久的将来, DL与影像组学的完美结合必将在助力HCC精准诊疗领域大放异彩。

参考文献

[1] BRAY F, LAVERSANNE M, SUNG H, et al. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN

- estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. *CA Cancer J Clin*, 2024, 74 (3): 229-263.
- [2] 秦书敏, 刘亚良, 黄光建, 等. 原发性肝细胞癌患者多层螺旋CT及MRI临床诊断价值分析[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2020, 18 (12): 77-79.
- [3] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAR R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. *Eur J Cancer*, 2012, 48 (4): 441-446.
- [4] CHARTRAND G, CHENG PM, VORONTSOV E, et al. Deep learning: a primer for radiologists[J]. *Radiographics*, 2017, 37 (7): 2113-2131.
- [5] HAGHSOMAR M, RODRIGUES D, KALYAN A, et al. Leveraging radiomics and AI for precision diagnosis and prognostication of liver malignancies[J]. *Front Oncol*, 2024, 14: 1362737.
- [6] LO EC, RUCKER A, FEDERLE MP. Hepatocellular carcinoma and intrahepatic cholangiocarcinoma: imaging for diagnosis, tumor response to treatment and liver response to radiation[J]. *Semin Radiat Oncol*, 2018, 28 (4): 267-276.
- [7] LIU X, KHALVATI F, NAMDAR K, et al. An machine learning radiomics provide pre-operative differentiation of combined hepatocellular cholangiocarcinoma from hepatocellular carcinoma and cholangiocarcinoma to inform optimal treatment planning? [J]. *Eur Radiol*, 2021, 31 (1): 244-255.
- [8] TRIVIZAKIS E, MANIKIS GC, NIKIFORAKI K, et al. Extending 2-D convolutional neural networks to 3-d for advancing deep learning cancer classification with application to MRI liver tumor differentiation[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23 (3): 923-930.
- [9] KIM J, MIN JH, KIM SK, et al. Detection of hepatocellular carcinoma in contrast-enhanced magnetic resonance imaging using deep learning classifier: a multi-center retrospective study[J]. *Sci Rep*, 2020, 10 (1): 9458.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] WANG H, WU MC, CONG WM. Microvascular invasion predicts a poor prognosis of solitary hepatocellular carcinoma up to 2cm based on propensity score matching analysis[J]. *Hepatol Res*, 2019, 49 (3): 344-354.
- [13] CHEN Z, LI X, ZHANG Y, et al. MRI features for predicting microvascular invasion and postoperative recurrence in hepatocellular carcinoma without peritumoral hypointensity[J]. *J Hepatocell Carcinoma*, 2023, 10: 1595-1608.
- [14] FENG ST, JIA Y, LIAO B, et al. Preoperative prediction of microvascular invasion in hepatocellular cancer: a radiomics model using Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI [J]. *Eur Radiol*, 2019, 29 (9): 4648-4659.
- [15] SONG D, WANG Y, WANG W, et al. Using deep learning to predict microvascular invasion in hepatocellular carcinoma based on dynamic contrast-enhanced MRI combined with clinical parameters[J]. *J Cancer Res Clin Oncol*, 2021, 147 (12): 3757-3767.
- [16] 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.
- [17] CHU T, ZHAO C, ZHANG J, et al. Application of a convolutional neural network for multitask learning to simultaneously predict microvascular invasion and vessels that encapsulate tumor clusters in hepatocellular carcinoma [J]. *Ann Surg Oncol*, 2022, 29 (11): 6774-6783.
- [18] SHINKAWA H, TANAKA S, KABATA D, et al. The prognostic impact of tumor differentiation on recurrence and survival after resection of hepatocellular carcinoma is dependent on tumor size[J]. *Liver Cancer*, 2021, 10 (5): 461-472.
- [19] HU X, LI C, WANG Q, et al. Development and external validation of a radiomics model derived from preoperative gadoxetic acid-enhanced MRI for predicting histopathologic grade of hepatocellular carcinoma[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13 (3): 413.
- [20] BRANCATO V, GARBINO N, SALVATORE M, et al. MRI-based radiomic features help identify lesions and predict histopathological grade of hepatocellular carcinoma [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12 (5): 1085.
- [21] CHOI JM, YU JS, CHO ES, et al. Texture analysis of hepatocellular carcinoma on magnetic resonance imaging: assessment for performance in predicting

- [1]histopathologic grade[J]. J Comput Assist Tomogr, 2020, 44 (6): 901-910.
 - [22]WU M, TAN H, GAO F, et al. Predicting the grade of hepatocellular carcinoma based on non-contrast-enhanced MRI radiomics signature[J]. Eur Radiol, 2019, 29 (6): 2802-2811.
 - [23]MAO Y, WANG J, ZHU Y, et al. Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI radiomic features for predicting histological grade of hepatocellular carcinoma[J]. Hepatobiliary Surg Nutr, 2022, 11 (1): 13-24.
 - [24]GAO W, WANG W, SONG D, et al. A predictive model integrating deep and radiomics features based on gadobenate dimeglumine-enhanced MRI for postoperative early recurrence of hepatocellular carcinoma[J]. Radiol Med, 2022, 127 (3): 259-271.
 - [25]KIM S, SHIN J, KIM DY, et al. Radiomics on gadoxetic 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.
 - [26]ISEKE S, ZEEVI T, KUCUKKAYA AS, et al. Machine learning models for prediction of posttreatment recurrence in early-stage hepatocellular carcinoma using pretreatment clinical and MRI features: a proof-of-concept study[J]. AJR Am J Roentgenol, 2023, 220 (2): 245-255.
 - [27]王晴, 盛晔, 刘海峰, 等. 基于术前增强MRI影像组学分析的列线图模型预测肝细胞癌切除术后复发风险的价值[J]. 磁共振成像, 2022, 13 (12): 93-99.
 - [28]YAN M, ZHANG X, ZHANG B, et al. Deep learning nomogram based on Gd-EOB-DTPA MRI for predicting early recurrence in hepatocellular carcinoma after hepatectomy[J]. Eur Radiol, 2023, 33 (7): 4949-4961.
 - [29]李文华, 唐静, 王楠韵, 等. 不同机器学习方法构建MRI影像组学联合临床指标预测肝细胞癌患者射频消融术后早期复发模型与评估[J]. 中华肝胆外科杂志, 2024, 30 (5): 347-353.
 - [30]KONG C, ZHAO Z, CHEN W, et al. Prediction of tumor response via a pretreatment MRI radiomics-based nomogram in HCC treated with TACE[J]. Eur Radiol, 2021, 31 (10): 7500-7511.
 - [31]LUO J, HUANG Z, WANG M, et al. Prognostic role of multiparameter MRI and radiomics in progression of advanced unresectable hepatocellular carcinoma following combined transcatheter arterial chemoembolization and lenvatinib therapy[J]. BMC Gastroenterol, 2022, 22 (1): 108.
 - [32]ABAJIAN A, MURALI N, SAVIC LJ, et al. Predicting treatment response to intra-arterial therapies for hepatocellular carcinoma with the use of supervised machine learning-an artificial intelligence concept[J]. J Vasc Interv Radiol, 2018, 29 (6): 850-857. e1.
 - [33]WANG L, WU M, ZHU C, et al. Ensemble learning based on efficient features combination can predict the outcome of recurrence-free survival in patients with hepatocellular carcinoma within three years after surgery[J]. Front Oncol, 2022, 12: 1019009.
 - [34]AKAI H, YASAKA K, KUNIMATSU A, et al. Predicting prognosis of resected hepatocellular carcinoma by radiomics analysis with random survival forest[J]. Diagn Interv Imaging[J]. 2018, 99 (10): 643-651.
 - [35]WANG XH, LONG LH, CUI Y, et al. MRI-based radiomics model for preoperative prediction of 5-year survival in patients with hepatocellular carcinoma[J]. Br J Cancer, 2020, 122 (7): 978-985.
 - [36]瞿琦, 张涛, 张学琴, 等. 基于钆塞酸二钠增强MRI列线图预测MVI阴性肝细胞癌术后复发[J]. 放射学实践, 2024, 39 (5): 591-597.
 - [37]ZHANG H, LIU X, CHENG W, et al. Prediction of drug-target binding affinity based on deep learning models[J]. Comput Biol Med, 2024, 174: 108435.
 - [38]CHEN Z, WANG R, GUO J, et al. The role and future prospects of artificial intelligence algorithms in peptide drug development[J]. Biomed Pharmacother, 2024, 175: 116709.
- (收稿日期: 2024-07-25) (校对编辑: 翁佳鸿)

(收稿日期：2024-07-25)

(校对编辑：翁佳鸿)

(上接第198页)

- [11]Lange C D,Cremers L G M,de Groot M,et al.Disconnection due to white matter hyperintensities is associated with lower cognitive scores[J]. Neuroimage, 2018, 183: 745-756.
 - [12]Liao Z,Dang C,Li M,et al.Microstructural damage of normal-appearing white matter in subcortical ischemic vascular dementia is associated with Montreal Cognitive Assessment scores[J]. Journal of International Medical Research, 2019, 47 (11): 5723-5731.
 - [13]蔡玉姣,李洋,杜睿,等.基于脑结构网络分析技术对卒中后认知障碍的预测研究[J]. 临床放射学杂志, 2024, 43 (6): 905-911.
 - [14]Jochems A C C,Muñoz Maniega S,Clancy U,et al.Associations of peak-width skeletonized mean diffusivity and post-stroke cognition[J]. Life, 2022, 12 (9): 1362.
 - [15]Ruppert M C,Greuel A,Freigang J,et al.The default mode network and cognition in Parkinson's disease:A multimodal resting-state network approach[J]. Human Brain Mapping, 2021, 42 (8): 2623-2641..
 - [16]Smallwood J,Bernhardt B C,Leech R,et al.The default mode network in cognition:a topographical perspective[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2021, 22 (8): 503-513.
 - [17]Wolters A F,van de Weijer S C F,Leentjens A F G,et al.Resting-state fMRI in Parkinson's disease patients with cognitive impairment:a meta-analysis:answer to Wang and colleagues[J]. Parkinsonism & Related Disorders, 2019, 66: 253-254.
 - [18]Liu C,Jing J,Zhu W,et al.Exploring the relationship between abnormal communication efficiency of cerebral cortex and multiple cognitive functions in mild subcortical stroke:a resting-state fMRI study[J]. Brain Sciences, 2024, 14 (8): 809.
 - [19]王琦,孙海华,刘恒恒,等.帕金森病患者轻度认知障碍导致的脑功能连接密度改变及其与不同认知域评分的关系[J]. 中华神经医学杂志, 2024, 23 (8): 777-784.
 - [20]Hohenfeld C,Werner C J,Reetz K.Resting-state connectivity in neurodegenerative disorders:is there potential for an imaging biomarker? [J]. NeuroImage: Clinical, 2018, 18: 849-870.
 - [21]Ni L,Liu R,Yin Z,et al.Aberrant spontaneous brain activity in patients with mild cognitive impairment and concomitant lacunar infarction:a resting-state functional MRI study[J]. Journal of Alzheimer's Disease, 2016, 50 (4): 1243-1254.
 - [22]文玉,刘擘,王效春.脑静息态功能磁共振局部一致性分析在轻度认知障碍患者中的初步研究[J]. 磁共振成像, 2020, 11 (4): 253-258.
 - [23]Jiang X,Zhu D,Li K,et al.Predictive models of resting state networks for assessment of altered functional connectivity in mild cognitive impairment[J]. Brain Imaging and Behavior, 2014, 8: 542-557.
- (收稿日期: 2024-10-27)

(收稿日期：2024-10-27)

(校对编辑：翁佳鸿)