

基于医学影像的计算机辅助诊断在胃肠道恶性肿瘤诊疗决策中的研究进展

丘清, 胡磊, 刘再毅*

南方医科大学附属广东省人民医院(广东省医学科学院) 放射科, 广东 广州 510000

【摘要】 胃肠道恶性肿瘤是全球公共卫生的重要威胁。传统医学影像存在海量数据处理效率低下、肿瘤异质性识别有限及医师主观差异等诸多局限性。近年来,计算机辅助诊断(computer-aided diagnosis, CAD)技术展现出重要价值。CAD的关键技术包括影像组学、机器学习和深度学习。传统影像组学依赖于手工特征提取与机器学习模型,存在流程繁琐、模型简单、泛化能力不足等瓶颈。深度学习具有强大的图像自动分割和自动特征提取能力、优秀的表示能力及泛化能力,能够出色地处理大规模和高维度数据。本文重点综述了基于医学影像的深度学习技术在胃肠道恶性肿瘤筛查、诊断、治疗及预后等方面的最新研究进展。

【关键词】 胃肠道恶性肿瘤; 医学影像; 计算机辅助诊断; 深度学习

Advances in medical imaging-based computer-aided diagnosis for clinical decision-making in gastrointestinal malignancies

Qiu Qing, Hu Lei, Liu Zaiyi*

Department of Radiology, Guangdong Provincial People's Hospital (Guangdong Academy of Medical Sciences), Southern Medical University, Guangzhou 510000, Guangdong, China

*Corresponding author: Liu Zaiyi, E-mail: liuzaiyi@gdph.org.cn

【Abstract】 Gastrointestinal malignancies represent a critical global public health challenge. Conventional medical imaging techniques face multiple limitations, including inefficient processing of massive data volumes, inadequate identification of tumor heterogeneity, and inter-observer variability among clinicians. In recent years, computer-aided diagnosis (CAD) technology has emerged as a pivotal solution, with its core methodologies encompassing radiomics, machine learning, and deep learning. Traditional radiomics approaches, reliant on manual feature extraction and conventional machine learning models, are constrained by labor-intensive workflows, oversimplified models, and limited generalization capabilities. In contrast, deep learning demonstrates superior performance through automated image segmentation, self-optimized feature extraction, enhanced representational capacity, and exceptional generalization ability, particularly in handling large-scale, high-dimensional datasets. This review focuses on recent advancements in deep learning-based medical imaging technologies for gastrointestinal malignancies, systematically analyzing their transformative potential in clinical decision-making and precision oncology.

【Key words】 Gastrointestinal malignancies; Medical imaging; Computer-aided diagnosis; Deep learning

胃肠道恶性肿瘤是全球常见的消化道恶性肿瘤。根据国际癌症研究机构的最新统计数据,2022年全球胃癌、结直肠癌的新发病例分别约为96.8万例、192.6万例,死亡病例分别约为65.9万例、90.3万例^[1]。全球胃癌和结直肠癌的终生发病风

险分别位居消化道恶性肿瘤的第1位和第2位^[2]。总体而言,胃癌和结直肠癌的高发病率及死亡率对全球的经济和社会发展造成了极大的负担。

近年来,计算机断层扫描(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)、正电子发射断层显像(positron emission tomography, PET)、超声(ultrasound, US)等医学影像技术已广

*通信作者:刘再毅, E-mail: liuzaiyi@gdph.org.cn

泛应用于胃肠道肿瘤的诊断与治疗^[3]。然而,随着医学影像数据量的迅猛增长,人工阅片不仅难以应对海量的图像信息,而且肉眼难以识别肿瘤细微的异质性变化。此外,由于医师专业水平的差异,传统主观评价存在一致性差、可重复性低等问题。因此,迫切需要新的技术和方法,以辅助更精准的医疗决策。

计算机辅助诊断(computer-aided diagnosis, CAD),即利用计算机技术分析影像、病理、临床指标等医学数据,能够为临床活动提供客观、准确的诊断依据和辅助决策支持^[4]。CAD是医学影像分析的核心框架,影像组学、机器学习和深度学习是其关键技术。机器学习用于特征选择、模式识别和分类,而深度学习则通过自动特征提取和神经网络优化,实现更高效、精准的医学图像分析。随着深度学习的发展,CAD正朝着更加智能化和自动化的方向演进。

影像组学通过提取医学影像中的高维特征,结合临床和病理信息,提高诊断与预后预测能力,其流程一般包括图像采集及重建、图像分割、特征的提取及筛选、模型的构建及验证等步骤^[5-8]。在传统影像组学研究中,图像分割和特征提取多采用手动分割和手工设计,步骤繁琐且耗时;特征的筛选及模型的构建则依赖于机器学习,如逻辑回归、支持向量机、随机森林等,虽具有小样本友好、计算资源要求低、可解释性较高等优点,但模型简单、泛化性能受限、过于依赖人工经验等缺点导致其处理复杂任务的能力有限,无法满足影像组学不断增长的高维特质。

深度学习是一种特殊的机器学习方法,其可通过构建多层神经网络来模拟人脑的信息处理机制,从而实现对复杂数据的自动特征提取和模式识别^[9]。深度神经网络通常由数百万个密集互连的计算神经元组成,这些神经元被组成连续的层,数据从输入层逐层经过百万次计算之后到达输出层。深度学习的优势在于其能够从原始数据中直接提取特征,而不需要人工设计。此外,特征提取、选择和分类在同一深度学习框架中进行,可以通过调整框架参数来实现系统性优化,使模型能够更好地适应数据,提高整体性能,从而出色地处理大规模和高维度数据^[10]。深度学习包括多种神经网络,如多层感知器、循环神经网络、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等,其中 CNN

是医学成像中最流行的深度学习模型之一。目前,深度学习在肺癌、乳腺癌、肝癌等研究方面表现颇为亮眼^[11-13],在胃肠道恶性肿瘤的诊断和治疗领域亦表现不俗。本文将以此为切入点,着重从筛查、诊断、治疗决策及预后等方面,重点综述深度学习在胃癌及结直肠癌影像方面的应用进展。

1 计算机辅助诊断在胃癌中的研究进展

胃癌是世界上最常见的恶性肿瘤之一,发病率居世界第5位,死亡率居世界第3位^[14],在东亚地区尤为高发,肿瘤负担逐年增加。对于非转移性患者,治疗多以手术为主化疗为辅。但对于不可切除的局部进展期患者或晚期转移性患者,治疗决策更为复杂,主要依赖于全身抗肿瘤药物治疗,包括化疗、靶向治疗和免疫治疗^[15]。

目前,有较多研究聚焦于预测抗肿瘤药物的治疗反应及患者预后,且多以CT图像研究为主。Chen等^[16]收集了3个中心共429例人表皮生长因子受体2(human epidermal growth factor receptor 2, HER2)阳性胃癌患者的CT、病理学和临床信息数据,并采用多种方法提取深度特征、手工影像组学特征和临床报告特征,开发出基于深度学习的多模态模型(multi-modal model, MuMo),以预测HER2阳性胃癌患者对抗HER2治疗或抗HER2联合免疫治疗的反应。研究表明,MuMo预测性能优异,曲线下面积(area under the curve, AUC)分别为0.821和0.914。此外,MuMo可对患者进行风险分层,从而提供更有针对性的决策建议。Wang等^[17]使用168例进展期胃癌患者的临床数据和CT图像数据构建了多模态深度学习模型以预测抗程序性死亡受体1(programmed death-1, PD-1)的治疗反应。为了克服训练数据量小的限制,该研究使用额外的2029例未接受免疫治疗的患者数据信息,在半监督框架中学习疾病的影像表型,以提高模型的泛化能力。结果显示,该模型在预测胃癌免疫治疗反应方面表现出色,在内部和外部验证队列的AUC分别为0.791和0.812。Cui等^[18]构建了一种基于预处理门静脉期CT图像和临床特征的深度学习影像组学列线图,以预测局部晚期胃癌患者对新辅助化疗(neoadjuvant chemotherapy, NAC)的反应。该列线图综合了10个影像组学特征、18个深度学习特征和1个临床特征,在内部验证队列和两个外部验证队列中均具有较好的预测能

力,一致性指数(concordance index, C-index)分别为0.829、0.804和0.827。Jiang等^[19]从预测肿瘤微环境(tumor microenvironment, TME)入手,间接评估化疗反应,基于HR-Rad-Net深度CNN和手工特征的TME分类器具有较高的判别能力,在训练队列、内部验证队列和外部验证队列中AUC均高于0.90。另外,该研究还发现模型在淋巴细胞浸润、基质细胞表达方面也具有较高的预测价值。

准确预测胃癌的复发风险和生存率对于制定临床诊疗计划和优化治疗决策至关重要,有助于个体化治疗方案的制定,改善患者预后,并合理分配医疗资源。Hao等^[20]通过整合临床变量、从CT图像提取的影像组学特征及深度学习特征,建立Cox比例风险模型以预测胃癌患者的总生存期和无进展生存期,结果显示,整合了临床术后变量的深度学习模型的预测能力显著优于术前变量,前者总生存期和无进展生存期的C-index分别为0.783和0.770。Jiang等^[21]基于348例胃癌患者的门静脉期CT图像,构建了生物学引导的多任务深度学习模型,用于预测胃癌的TME类别和预后,并建立了深度学习生存评分。研究表明,该模型的预后预测能力优于大多数临床病理学风险因素[如pT、pN、pM分期,以及肿瘤大小、分化程度、血清癌胚抗原(carcinoembryonic antigen, CEA)和糖类抗原(carbohydrate antigen, CA)19-9水平等],与总体病理分期表现相当。另外,Jiang等^[22]关注到腹膜复发对于胃癌根治术后患者的管理和治疗至关重要,基于此,该团队开发了一个多任务多尺度深度学习模型以通过术前CT图像预测腹膜复发情况。该深度学习模型在预测腹膜复发方面始终具有较高的准确性(在训练队列、内部及外部验证队列的AUC分别为0.857、0.856及0.843),有助于优化个体化治疗决策。

淋巴结转移(lymph node metastasis, LNM)是胃癌转移的主要途径,有无LNM是NAC的决策标准之一,因此,如何使用深度学习预测LNM是目前的研究热点。Zheng等^[23]纳入3个中心共1205例局部进展期胃癌患者的基线门静脉期CT图像及临床数据,使用基于Transformer的深度学习网络预测LNM风险。研究发现,该深度学习模型在训练队列中对NAC后的LNM预测性能好(AUC为0.804),且在所有验证队列中有较高的一致性;在敏感度方面,深度学习模型的性能显著

优于临床模型,表明前者能够更准确地识别出高风险患者。Jin等^[24]则使用经典的深度神经网络ResNet-18来预测11个淋巴结站的转移风险。尽管某些淋巴结(如No.9、11p、12a组)的训练样本数量有限,但该模型在外部验证队列中仍实现了高度一致的准确性。Dong等^[25]构建了深度学习-影像组学列线图用于评估局部进展期胃癌患者术前LNM的数量,该模型包含了临床特征以及从CT平扫期、动脉期及静脉期提取的手工特征、深度学习特征,并在4个验证集(3个来自中国、1个来自意大利)中对模型的性能进行评价。研究发现,该模型对进展期胃癌的N分期具有较好的判别能力,中国验证集的C-index为0.797,意大利验证集的C-index为0.822,均优于其他的单一模态模型。Zhao等^[26]开发了基于深度学习的影像-病理模型以预测胃癌患者的术前淋巴结分期,结果显示,影像-病理综合模型在测试集上的总体准确率为84%,Kappa系数为0.795;在预测5个LNM阶段(N_0 、 N_1 、 N_2 、 N_{3a} 、 N_{3b})时,影像-病理模型的预测能力较强,AUC范围为0.890~0.982。

总之,CAD在胃癌诊疗中具有巨大潜力,随着技术的不断进步和研究的深入,深度学习将在胃癌的临床管理中发挥越来越重要的作用。

2 计算机辅助诊断在结直肠癌中的研究进展

结直肠癌是全球第三大常见癌症,也是全球癌症相关死亡的第二大原因。预计至2040年,全球结直肠癌患者将达到320万例^[27]。在精准医疗时代,深入研究结直肠癌的诊断、治疗反应及生存预测至关重要^[28]。近年来,深度学习在结直肠癌的术前、术中、术后各阶段均取得了一定的研究成果。

CT检查是检测结直肠等空腔脏器病变的重要手段,但受制于脏器形态多变、肠道内容物影响等因素,如何快速、高效地对病灶进行检测、分割是一大难点。近期,Yao等^[29]开发并验证了一个检测结直肠癌的深度学习模型,可用于无肠道准备的增强CT,并在内部验证集、2个外部验证集及1个真实世界测试集中评估其性能。研究者发现,该深度学习模型检测病灶的准确性明显优于9名影像科医师肉眼评估的准确性,模型在验证集和测试集中的AUC范围为0.957~0.994,且在内部验证集和外部验证集1中更为突出,模型准确性均高于影像科医师(97.2%比86.0%, $P<0.001$;94.9%

比 85.3%, $P < 0.001$)。此外,在深度学习模型的辅助下,影像科医师诊断准确性和观察者间一致性均有不同程度的提高,且普通影像科医师的准确性提升幅度大于专家,表明深度学习模型可强有力提升影像科医师,尤其是普通医师的工作效率及质量。在病灶分割方面,Yao 等^[30]设计了一种基于深度学习的解决方案,用于在常规增强CT图像中进行3D结直肠和结直肠癌的分割。结果表明,深度学习模型在分割准确性和鲁棒性方面表现出色,不仅能够有效地处理结直肠和病灶的复杂结构,在有限的标注数据和大量的未标注数据中也具有出色的性能。Han 等^[31]尝试将腹部CT包含的大量偶然数据用于构建结直肠癌的计算机辅助检测系统,该研究比较了3种深度CNN算法,其中以CUNET表现最佳,检出率为89.7%(252/281)。此外,在放射科医师漏诊的13例结直肠癌病例中,CUNET模型的检出率为69.2%(9/13),提示深度学习模型有望协助医师降低结直肠癌的漏诊率。

深度学习在结直肠癌的多种预后因素,如LNM、KRAS突变、错配修复(mismatch repair, MMR)等的研究中亦有出色成绩,CT和MRI研究均有涉及。Wan 等^[32]基于T2WI图像构建了4个不同网络深度的ResNet模型以预测直肠癌LNM。研究者发现,在8个深度学习模型中,3D模型预测效能优于2D模型,以3D-ResNet101模型表现最佳,且3D-ResNet101模型敏感度明显优于医师主观评估,但在特异度和总准确率方面,两者没有明显差别。Zhao 等^[33]结合深度学习及临床肿瘤标志物,开发了基于CT图像预测结直肠癌患者术前LNM的联合模型,该联合模型在训练集和测试集中的AUC分别为0.81和0.77,均优于单独的深度学习模型和临床模型。此外,该研究还通过转录组分析探索了深度学习特征与LNM表型之间的联系,共筛选出1751个与深度学习特征显著相关的基因,表明深度学习特征可能反映了结直肠癌中与LNM相关的生物学途径;同时,差异表达基因分析发现免疫相关基因在LNM患者中显著下调,提示免疫功能的减弱与LNM的发生有关。在预测直肠癌KRAS状态的研究中,既往有学者使用CT图像结合深度学习取得了不错的成果^[34],亦有团队尝试基于MRI图像构建深度学习模型,如Liu 等^[35]的团队使用基于MobileNetV2的深度学习网络提取T2WI的高维特征并构建模型,同时基于9个临

床-MRI变量构建临床模型,以评估直肠癌KRAS状态。结果发现,临床-影像联合模型(AUC为0.841)表现优于单独临床(AUC为0.668)或影像(AUC为0.765)模型,且联合模型预测突变概率与实际突变率高度一致。Cao 等^[36]纳入2个中心共1812例结直肠癌患者的治疗前CT图像,使用ResNet101架构提取特征并构建深度学习模型,以预测结直肠癌MMR状态,该模型不仅在内部验证队列表现出色(AUC为0.986),在外部验证队列也表现稳健(AUC为0.915)。

治疗反应和生存预测一直是结直肠癌研究的重点及热点,深度学习的出现为此方向研究提供了新的思路。关于直肠癌的新辅助放化疗研究,T2WI和DWI序列为最常用的序列,其次为DKI等其他序列^[37]。尽管有研究者提出MRI图像,尤其是DWI序列,受采集参数差异、伪影等影响,需采取规范扫描技术、图像预处理以及更大量样本等措施以解决多中心数据集的不均匀性^[38],但其在结直肠癌中的研究进展仍令人期待。Liu 等^[39]纳入3个中心共235例接受新辅助治疗的晚期直肠癌患者,并基于ResNet18提取术前T2WI和DWI序列特征构建深度学习模型以预测接受新辅助治疗患者的远处转移风险,结果表明,该模型预测性能良好(AUC为0.894),在风险分层中亦有不错的表现。Jiang 等^[40]开发了基于术前T2WI图像的深度学习模型以预测直肠癌患者的生存期,该模型不仅在预测生存期方面表现出色(预测总生存期和无病生存期的C-index分别为0.82和0.69),亦可作为术前风险分层工具,尤其是在结合多模态数据时,性能进一步提升(C-index为0.86)。Zhang 等^[41]构建了基于术前多参数MRI的深度学习模型,用于预测局部晚期直肠癌患者术后5年的总生存率、无远处转移生存率和无局部复发生存率,该模型在预测三者方面均表现出良好的一致性。此外,该研究还进一步基于深度学习分数、周围神经侵犯和术前CA19-9水平构建了辅助化疗决策树,以识别可能从辅助化疗中获益的患者。Zhou 等^[42]设计了基于深度学习的多模态框架,用于预测贝伐珠单抗在结直肠癌肝转移患者中的疗效。该模型结合了深度学习提取的PET/CT特征、临床因素和组织病理学标志物,在预测贝伐珠单抗敏感性方面表现出色,AUC达到0.83,敏感度为80.4%,特异度为76.8%。同时,该研究还发现对贝

伐珠单抗敏感者的无进展生存期和总生存期显著长于无反应者,提示该模型具有一定的预后预测价值。

综上,CAD在结直肠癌的临床诊疗中展现出显著优势,深度学习为结直肠癌的检测效率、治疗及预后预测等方面提供了新方案,为推动结直肠癌精准诊疗奠定了基础。

3 挑战与展望

近年来,随着影像组学和深度学习技术的发展,其在肿瘤诊断、治疗和预后方面的研究和应用越来越多。尽管目前文献证实基于深度学习的影像组学在胃肠道恶性肿瘤诊疗方面具有令人瞩目的性能和潜力,但仍有许多问题在等待研究者去解决。

首先,基于深度学习的影像组学在胃肠道肿瘤方面的大部分研究为回顾性研究。回顾性研究可能会存在样本选择偏倚,从而不能真实反映临床信息,影响深度学习模型的准确性。虽然目前大多数研究者会尽可能使用多中心数据,以确保模型的通用性,但从技术上而言,从不同中心收集、清洗数据是一项复杂且庞大的任务,同时,机器参数、采集协议、重建算法等的差异也将直接影响影像特征的准确性和可重复性。因此,有研究者建议建立大型公开专业数据库使数据开发流程标准化,提高研究的透明度和普适性^[43];亦有部分研究者试图通过优化算法以尽量提高模型的预测准确性和稳定性^[44],但仍未从根本上解决问题。

其次,可解释性仍是深度学习模型转化为常规临床实践的最大障碍,这一点在胃肠道肿瘤的研究中也不例外。所谓可解释性,即人类是否能够理解人工智能模型做出预测或决策背后的推理和决策过程。由于人工智能模型包含众多参数和复杂的非线性函数,其内部工作机制往往难以直观解释,被称为“黑箱”。出于法律和伦理考量,临床医学中的所有判断和决策都需要确保透明度、公平性和可解释性。此外,深度学习模型通常结构复杂、参数众多,模型开发和训练难度较大,都会影响深度学习技术的推广和使用。因此,如何提高可解释性、降低使用难度仍将是深度学习发展需关注的问题。

最后,尽管深度学习在胃肠道肿瘤诊疗方面的表现令人期待,但仍有改进空间。许多研究表

明,单一的深度学习模型往往需要结合其他特征来提高模型的性能,以取得更佳的预测能力。除了深度学习特征外,影像组学手工特征、病理特征、临床特征如基因表达、实验室生物标志物等,均可在不同程度上提高模型性能。因此,多特征、多模态融合模型将是深度学习未来发展的趋势。

深度学习的迅猛发展为高效、精准的临床诊疗带来希望。本文以深度学习在胃肠道恶性肿瘤医学影像中的研究进展为切入点,探讨深度学习目前的研究现状及挑战。尽管深度学习已取得令人欣喜的成绩,但前瞻性、多中心、多特征多模型研究,以及建立低难度、高解释性、高稳定性的模型仍然是未来深度学习的发展方向。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 丘清,负责文章的总体构思和框架设计,并撰写了初稿;胡磊,参与文章内容的审阅、修改与润色工作;刘再毅,负责文章内容的最终审阅工作

人工智能使用声明 本文未使用任何人工智能相关工具对文字进行处理

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] WANG S, ZHENG R, LI J, et al. Global, Regional, and National Lifetime Risks of Developing and Dying from Gastrointestinal Cancers in 185 Countries: A Population-Based Systematic Analysis of GLOBOCAN [J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2024, 9(3): 229-237.
- [3] KINKEL K, LU Y, BOTH M, et al. Detection of Hepatic Metastases from Cancers of the Gastrointestinal Tract by Using Noninvasive Imaging Methods (US, CT, MR Imaging, PET): A Meta-Analysis [J]. Radiology, 2002, 224(3): 748-756.
- [4] VAN GINNEKEN B, SCHAEFER -PROKOP CM, PROKOP M. Computer-Aided Diagnosis: How to Move from the Laboratory to the Clinic [J]. Radiology, 2011, 261(3): 719-732.
- [5] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, et al. Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis [J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.

- [6] LIMKIN EJ, SUN R, DERCLE L, et al. Promises and Challenges for the Implementation of Computational Medical Imaging (Radiomics) in Oncology [J]. *Ann Oncol*, 2017, 28(6): 1191–1206.
- [7] HORVAT N, PAPANIKOLAOU N, KOH DM. Radiomics Beyond the Hype: A Critical Evaluation Toward Oncologic Clinical Use [J]. *Radiol Artif Intell*, 2024, 6(4): e230437.
- [8] LAMBIN P, LEIJENAR RTH, DEIST TM, et al. Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2017, 14(12): 749–762.
- [9] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep Learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444.
- [10] TRAN KA, KONDRASHOVA O, BRADLEY A, et al. Deep Learning in Cancer Diagnosis, Prognosis and Treatment Selection [J]. *Genome Med*, 2021, 13(1): 152–169.
- [11] MIKHAEL PG, WOHLWEND J, YALA A, et al. Sybil: A Validated Deep Learning Model to Predict Future Lung Cancer Risk From a Single Low-Dose Chest Computed Tomography [J]. *J Clin Oncol*, 2023, 41(12): 2191–2200.
- [12] LOTTER W, DIAB AR, HASLAM B, et al. Robust Breast Cancer Detection in Mammography and Digital Breast Tomosynthesis Using an Annotation-Efficient Deep Learning Approach [J]. *Nat Med*, 2021, 27(2): 244–249.
- [13] XU Y, ZHOU C, HE X, et al. Deep Learning-Assisted LI-RADS Grading and Distinguishing Hepatocellular Carcinoma (HCC) from Non-HCC Based on Multiphase CT: A Two-Center Study[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(12): 8879–8888.
- [14] SMYTH EC, NILSSON M, GRABSCH HI, et al. Gastric Cancer[J]. *Lancet*, 2020, 396(10251): 635–648.
- [15] 钱焱, 蔡世荣. 胃癌免疫治疗和靶向治疗的进展与挑战 (2023—2024年)[J/CD]. *消化肿瘤杂志(电子版)*, 2024, 16(3): 272–283.
- [16] 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): 222–234.
- [17] WANG X, JIANG Y, CHEN H, et al. Cancer Immunotherapy Response Prediction from Multi-Modal Clinical and Image Data Using Semi-Supervised Deep Learning[J]. *Radiother Oncol*, 2023, 186: 109793.
- [18] CUI Y, ZHANG J, LI Z, et al. A CT-Based Deep Learning Radiomics Nomogram for Predicting the Response to Neoadjuvant Chemotherapy in Patients with Locally Advanced Gastric Cancer: A Multicenter Cohort Study[J]. *EclinicalMedicine*, 2022, 46: 101348.
- [19] JIANG Y, ZHOU K, SUN Z, et al. Non-Invasive Tumor Microenvironment Evaluation and Treatment Response Prediction in Gastric Cancer Using Deep Learning Radiomics[J]. *Cell Rep Med*, 2023, 4(8): 101146.
- [20] HAO D, LI Q, FENG Q, et al. Identifying Prognostic Markers From Clinical, Radiomics, and Deep Learning Imaging Features for Gastric Cancer Survival Prediction [J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 725889.
- [21] JIANG Y, ZHANG Z, WANG W, et al. Biology-Guided Deep Learning Predicts Prognosis and Cancer Immunotherapy Response [J]. *Nat Commun*, 2023, 14(1): 5135–5151.
- [22] JIANG Y, ZHANG Z, YUAN Q, et al. Predicting Peritoneal Recurrence and Disease-Free Survival from CT Images in Gastric Cancer with Multitask Deep Learning: A Retrospective Study [J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4(5): e340–e350.
- [23] ZHENG Y, QIU B, LIU S, et al. A Transformer-Based Deep Learning Model for Early Prediction of Lymph Node Metastasis in Locally Advanced Gastric Cancer after Neoadjuvant Chemotherapy Using Pretreatment CT Images [J]. *EclinicalMedicine*, 2024, 75: 102805–102819.
- [24] JIN C, JIANG Y, YU H, et al. Deep Learning Analysis of the Primary Tumour and the Prediction of Lymph Node Metastases in Gastric Cancer [J]. *Br J Surg*, 2021, 108(5): 542–549.
- [25] DONG D, FANG M, TANG L, et al. Deep Learning Radiomic Nomogram Can Predict the Number of Lymph Node Metastasis in Locally Advanced Gastric Cancer: An International Multicenter Study[J]. *Ann Oncol*, 2020, 31(7): 912–920.
- [26] ZHAO Y, LI L, HAN K, et al. A Radio-Pathologic Integrated Model for Prediction of Lymph Node Metastasis Stage in Patients with Gastric Cancer [J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2023, 48(11): 3332–3342.
- [27] MORGAN E, ARNOLD M, GINI A, et al. Global Burden of Colorectal Cancer in 2020 and 2040: Incidence and Mortality Estimates from GLOBOCAN[J]. *Gut*, 2023, 72(2): 338–344.
- [28] 饶佳伟, 陈创奇. 晚期结直肠癌免疫治疗现状与挑战 [J/CD]. *消化肿瘤杂志(电子版)*, 2024, 16(3): 284–290.

- [29] YAO L, LI S, TAO Q, et al. Deep Learning for Colorectal Cancer Detection in Contrast-Enhanced CT without Bowel Preparation: A Retrospective, Multicentre Study[J]. *EBioMedicine*, 2024, 104: 105183–105194.
- [30] YAO L, XIA Y, CHEN Z, et al. A Colorectal Coordinate-Driven Method for Colorectum and Colorectal Cancer Segmentation in Conventional CT Scans [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2024: 1–12.
- [31] HAN Y, CHO Y, PARK BJ, et al. Development and Multicenter Validation of Deep Convolutional Neural Network -Based Detection of Colorectal Cancer on Abdominal CT [J]. *Eur Radiol*, 2024, 34 (9): 6182–6192.
- [32] WAN L, HU J, CHEN S, et al. Prediction of Lymph Node Metastasis in Stage T1–2 Rectal Cancers with MRI-Based Deep Learning[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(5): 3638–3646.
- [33] ZHAO J, WANG H, ZHANG Y, et al. Deep Learning Radiomics Model Related with Genomics Phenotypes for Lymph Node Metastasis Prediction in Colorectal Cancer [J]. *Radiother Oncol*, 2022, 167: 195–202.
- [34] WU X, LI Y, CHEN X, et al. Deep Learning Features Improve the Performance of a Radiomics Signature for Predicting KRAS Status in Patients with Colorectal Cancer [J]. *Academic Radiology*, 2020, 27 (11): e254–e262.
- [35] LIU H, YIN H, LI J, et al. A Deep Learning Model Based on MRI and Clinical Factors Facilitates Noninvasive Evaluation of KRAS Mutation in Rectal Cancer[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2022, 56(6): 1659–1668.
- [36] CAO W, HU H, GUO J, et al. CT-Based Deep Learning Model for the Prediction of DNA Mismatch Repair Deficient Colorectal Cancer: A Diagnostic Study [J]. *J Transl Med*, 2023, 21(1): 214–221.
- [37] ZHANG X, WANG L, ZHU H, et al. Predicting Rectal Cancer Response to Neoadjuvant Chemoradiotherapy Using Deep Learning of Diffusion Kurtosis MRI [J]. *Radiology*, 2020, 296(1): 56–64.
- [38] WICHTMANN BD, ALBERT S, ZHAO W, et al. Are We There yet? The Value of Deep Learning in a Multicenter Setting for Response Prediction of Locally Advanced Rectal Cancer to Neoadjuvant Chemoradiotherapy [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12(7): 1601–1615.
- [39] LIU X, ZHANG D, LIU Z, et al. Deep Learning Radiomics -Based Prediction of Distant Metastasis in Patients with Locally Advanced Rectal Cancer after Neoadjuvant Chemoradiotherapy: A Multicentre Study [J]. *EBioMedicine*, 2021, 69: 103442–103452.
- [40] JIANG X, ZHAO H, SALDANHA OL, et al. An MRI Deep Learning Model Predicts Outcome in Rectal Cancer [J]. *Radiology*, 2023, 307(5): e222223.
- [41] ZHANG S, CAI G, XIE P, et al. Improving Prognosis and Assessing Adjuvant Chemotherapy Benefit in Locally Advanced Rectal Cancer with Deep Learning for MRI: A Retrospective, Multi-Cohort Study [J]. *Radiother Oncol*, 2023, 188: 109899.
- [42] ZHOU S, SUN D, MAO W, et al. Deep Radiomics -Based Fusion Model for Prediction of Bevacizumab Treatment Response and Outcome in Patients with Colorectal Cancer Liver Metastases: A Multicentre Cohort Study[J]. *EClinicalMedicine*, 2023, 65: 102271.
- [43] JEON K, PARK WY, KAHN CE, et al. Advancing Medical Imaging Research through Standardization: The Path to Rapid Development, Rigorous Validation, and Robust Reproducibility [J]. *Invest Radiol*, 2025, 60(1): 1–10.
- [44] AZIZI S, CULP L, FREYBERG J, et al. Robust and Data -Efficient Generalization of Self -Supervised Machine Learning for Diagnostic Imaging [J]. *Nat Biomed Eng*, 2023, 7(6): 756–779.

收稿日期:2025-02-18