

结直肠癌术前的影像学分期评估与人工智能应用的研究进展

万明洁, 李沁园, 徐晓红

广东医科大学附属第一医院超声医学科, 广东湛江 524001

摘要: 结直肠癌是全球第三大常见恶性肿瘤, 其术前精准分期对治疗决策至关重要。目前, 影像学技术在分期应用中各有局限, 如CT对远处转移检测的敏感度较高, 但区分早期T分期的准确率不足; MRI应用在T分期中的准确率较高, 却对小淋巴结转移的敏感性较低。本文综述了CT、MRI、超声(US)及PET/CT的临床应用边界, 并重点探讨影像组学与人工智能(AI)的创新突破, 包括AI在分期自动化和效率提升中的应用; 多模态影像融合与模型可解释性研究进展。AI技术进展为结直肠癌的个体化诊疗提供了新范式, 未来需通过多中心数据验证以推动临床转化。

关键词: 结直肠癌; 影像组学; 人工智能; 肿瘤分期

DOI: 10.20227/j.cnki.2096-3610.2025.03.004

Research progress on preoperative imaging analysis and evaluation of colorectal cancer and the application of artificial intelligence

WAN Mingjie, LI Qinyuan, XU Xiaohong

Department of Ultrasound Medicine, Affiliated Hospital of Guangdong Medical University, Zhanjiang 524001, China

Abstract: Colorectal cancer (CRC) is the third most common malignant tumor in the world, and its precise preoperative staging is crucial for treatment decisions. Currently, imaging techniques have their own limitations in staging applications; for example, computed tomography (CT) has high sensitivity for detecting distant metastasis but insufficient accuracy in distinguishing early T-stage, while magnetic resonance imaging (MRI) is highly accurate in T-staging but has low sensitivity for detecting small lymph node metastases. This article reviews the boundaries of clinical applications of CT, MRI, ultrasound (US), and positron emission tomography/computed tomography (PET/CT), and focuses on innovative breakthroughs in imaging histology and artificial intelligence (AI), including the application of AI in staging automation and efficiency enhancement, as well as advances in multimodal image fusion and model interpretability research. These technological advances provide a new paradigm for individualized diagnosis and treatment of CRC and need to be validated by multicenter data to promote clinical translation in the future.

Key words: colorectal cancer; radiomics; artificial intelligence; tumor staging

结直肠癌(CRC)的发病率逐年上升, 由于早期症状隐匿, 多数患者确诊时已属进展期。不同分期的治疗策略差异显著, 因此术前的精准分期对优化治疗及改善预后至关重要。当前影像学技术如CT、MRI和超声(US)等是分期诊断的核心手段, 但存在各自的一些局限性。近年来, 影像组学通过高通量特征提取结合人工智能(AI)分析, 显著提升了分期准确性, 为个体化诊疗提供了新方向。本文系统综

述结直肠癌术前分期的影像技术(钡剂灌肠造影、CT、MRI、US、PET/CT)的临床价值与挑战, 重点探讨影像组学与AI的创新应用, 以期临床决策提供更精准的分期工具, 推动结直肠癌诊疗的精准化发展。

1 结直肠癌的流行病学概述

结直肠癌的致死率位列全球癌症第3位, 可发

收稿日期: 2025-01-10

基金项目: 广东省自然科学基金(2024A1515220103)

作者简介: 万明洁, 在读硕士研究生, E-mail: wanmingjie99@outlook.com

通信作者: 徐晓红, 博士, 主任医师, E-mail: 13828297586@139.com

生于任何年龄,常见于老年人群,平均5 a生存率约57.6%^[1-2]。结直肠癌在早期阶段症状隐匿,大部分患者在发现时已经处于进展期。不同时期的治疗方式不一样,T1和T2期的结直肠癌通常通过手术切除进行治疗,T3和T4期结直肠癌患者则可能需要综合运用放疗、化疗以及免疫治疗等多种治疗手段。因此,结直肠癌的术前分期诊断对患者治疗方案的选择及改善预后至关重要。

2 影像学技术在结直肠癌分期中的核心作用与选择策略

影像学检查在结直肠癌的诊疗中具有不可替代的重要价值,能够提供更加全面的肿瘤评估,特别是在术前精准分期(T、N、M)中发挥了核心作用^[3]。影像学可发现结肠镜无法覆盖的管腔外病变或狭窄区域^[4]。当前,临床上常用的结直肠癌影像学检查方法包括CT、MRI、US及PET/CT。这些技术通过帮助结直肠癌患者术前精准分期,在不同临床情境中提供多维度的信息支撑,显著提升诊断效能并改善预后。值得注意的是,影像组学定量分析技术和人工智能算法是近年来的研究热点,多项研究发现其在结直肠癌术前TNM分期评估中展现出显著的分期效能^[5-6]。

2.1 CT技术从结直肠癌形态评估到功能成像的突破

平扫CT在结直肠癌浸润深度(T分期)评估中敏感性相对较低而特异性较高。研究表明,CT对左半结肠病变的评估效能相对更优,对横结肠的评估准确性最低,且分期低估现象较为常见^[7-8]。近年来,多层螺旋CT(MSCT)、增强CT以及双能CT(DECT)在结直肠癌术前分期中的研究和应用中取得了显著进展,为肿瘤分期及治疗策略提供了多维信息支持^[9-10]。

MSCT图像上黏膜下层与肌层的密度差异较小,T1期病变常被误判为T2期;而当肌层轻度增厚时,T2期病变又可能被误诊为T3期^[11]。尽管如此,MSCT在远处转移灶检测中仍具有显著优势^[12]。孙琦等^[13]的研究表明,CT联合三期增强扫描在结直肠癌术前分期中表现出较高的准确性($AUC=0.885$, 95% CI : 0.802~0.968)。DECT在评估浆膜面侵犯、监测新辅助治疗反应及预测病理特征(如肿瘤分化程度、微卫星稳定性状态和驱动基因变异)方面展现出潜在优势^[14]。然而,DECT仍存在数据处理耗时、重建算法复杂等技术限制,且淋巴结感兴趣区(ROI)的选择易受操作者主观影响,需通过算

法优化与标准化流程进一步完善。

增强CT适用于局限性肿瘤的分期评估及高危患者的初步筛查。DECT通过多参数成像显著提升了分期精准性与功能学评估能力。而MSCT凭借其快速扫描的特点,在全身转移灶筛查中占据关键地位。然而,单一技术的独立应用仍存在局限性。未来研究可聚焦于多模态CT技术的联合应用,并结合AI算法优化图像分析流程(如自动ROI标注、淋巴结转移预测模型),从而系统性提升CT在结直肠癌术前分期中的临床价值^[15]。

2.2 多模态MRI的高分辨率解剖与功能成像的协同效应

随着多种成像技术的发展,高分辨率MRI(HR-MRI)、动态对比增强MRI(DCE-MRI)、弥散加权成像(DWI)等技术逐步被引入,进一步提高了结直肠癌术前分期诊断的精确性^[16]。

HR-MRI可以更精确地区分肿瘤是否侵犯到肠壁肌层(T2期)或浆膜层(T3期),HR-MRI在N分期的准确性与病理结果的一致性一般^[17]。DCE-MRI尤其在结直肠癌的T4期和N2期诊断中符合率较高^[18];其动态增强扫描还可通过分析病灶血流动力学特征支持T分期,但对小于1 cm的转移性淋巴结敏感性较低,易导致漏诊^[19]。高分辨率动态增强扫描(HR-DCE-MRI)在术前T分期中表现出较高的准确性,尤其在浅表直肠癌的诊断中具备独特优势。但该技术易受肠道蠕动、局部炎症及肿瘤坏死的干扰^[20]。

DWI的定量参数表观扩散系数(ADC)可反映组织微观病理变化。王成立等^[21]的研究表明,相较于常规MRI序列,结合DWI的MRI技术对T3期直肠癌的术前诊断效能更优。近年来,DWI扩展模型(如体素内不相干运动成像IVIM、扩散峰度成像DKI、扩散谱成像DSI)持续发展,能够为结直肠癌术前分期提供更丰富的组织微观结构和功能信息。例如,直肠癌研究中发现IVIM模型的慢扩散系数与肿瘤出芽等级呈正相关^[22]。然而,由于肠道生理运动伪影的干扰,IVIM在腹部成像中仍面临图像质量不稳定的挑战。

联合DWI与DCE-MRI可显著提高T1/T2期诊断精度,并部分弥补DCE-MRI对小淋巴结转移的低敏感性^[23]。HR-MRI联合DWI时,通过HR-MRI的解剖细节与DWI的ADC值联合分析有助于辅助区分TNM分期^[24]。多模态MRI技术通过整合多维影像信息,为术前分期构建了更全面的评估平台,

从而提高了T/N分期的精准度^[25]。

运动伪影会导致MRI图像质量下降及小淋巴结转移敏感性低。未来研究可通过引入改进成像技术(如PROPELLER DUO DWI)、优化数据采集方案及开发AI算法,进一步提高影像质量与分期诊断准确性^[26]。此外,多中心大样本研究将促进MRI技术在结直肠癌术前分期中的标准化应用,推动其临床广泛实践。

2.3 超声技术从腔内扫描到弹性成像的精准化应用

超声成像技术作为重要的初筛工具^[27]。研究表明,AUS在判定肿瘤浸润黏膜下层(T1)和肌层(T2)方面的准确率分别达到92.5%和77.0%。然而,AUS对更深层次的浸润(T3、T4期)和淋巴结转移的评估存在一定局限,需要与其他成像技术联合使用^[28]。

ERUS以其高分辨率和实时动态成像能力,在评估中低位直肠癌浸润深度方面具有显著优势。《中国结直肠癌早诊早治专家共识(2023版)》推荐ERUS作为中低位直肠癌T分期的首选检查手段,并指出ERUS在评估中低位直肠肿瘤的T分期准确率优于CT和MRI^[29]。此外,ERUS与3D-TRUS及双重造影技术的结合进一步提高了直肠癌分期的诊断效能。然而,对于上段直肠癌、狭窄肠腔的病变ERUS的应用仍存在一定局限,需结合其他影像学方法进行补充^[30]。

在T分期中,DCEUS对T3和T4分期的诊断准确率分别达到90.0%和82.8%,并在良恶性病变的鉴别中具有重要价值^[31]。然而,相关研究的样本量较小,其准确性可能被高估。3D-TRUS在评估MRF受累方面表现出较高的敏感性和特异性^[32]。然而对淋巴结转移的诊断效能不如CT。USE适用于评估部分T1、T2分期和治疗反应,但其应用仍受限于技术标准和设备差异。

超声技术在未来研究应致力于技术整合与优化,例如,将3D-TRUS与USE联合应用,以提供多维度的肿瘤评估信息。同时加强技术标准化和操作人员培训^[33]。

2.4 PET/CT的结直肠癌术前分期应用

PET/CT结合了PET的代谢功能成像与CT的高分辨率解剖成像,显著提升了术前M分期的诊断效能^[34]。不过,不同ROI的位置选择会影响PET/CT在结直肠癌淋巴结转移评估中的能力。PET在良恶性病灶的区分和局部淋巴结转移的检测中存在敏感性不足的问题^[35]。PET/CT的研究需致力于优化

成像参数、结合AI算法以及探索新型分子探针,以进一步提升PET/CT在结直肠癌术前分期中的灵敏度和特异性。通过联合MRI等其他影像技术,有望弥补PET/CT在肿瘤浸润深度评估及组织分界方面的不足,从而实现更全面的诊断^[36]。

3 从影像组学到人工智能的范式变革

影像组学通过提取结直肠癌的形态、纹理和灰度分布等高维影像学特征,为结直肠癌的分期和预后评估提供了新方法。其流程通常包括影像标准化采集、肿瘤区域分割、高通量特征提取与筛选、模型构建及临床验证等步骤^[37-38]。例如,Pyradiomics平台自动化提取数百个定量特征,通过Spearman秩相关分析筛选冗余特征,并结合LASSO回归进一步降维,通过量化肿瘤异质性特征进行检测和分期,保留与分期强相关的关键指标^[39]。多模态影像融合可以整合解剖与功能信息,后续可以辅以深度学习重建技术提升图像质量,形成从数据预处理、特征挖掘到模型决策的闭环体系。

3.1 影像组学在结直肠癌术前分期中的应用

影像组学在结直肠癌术前TN分期中显示出显著优势。将传统“肉眼评估”升级为定量预测,为CRC个性化诊疗提供标准化、可解释的技术支持。Sun等^[40]通过分析T2WI的影像组学特征,将患者分为两组,并筛选关键特征(如HHL_HIST_VAR和分形维度),构建了预测T分期的模型。Lu等^[41]发现,通过分析直肠癌患者DWI生成的ADC图像纹理特征,pT1-2分期的均匀性和能量特征高于pT3-4分期,提示基于影像组学的浸润深度评估可能替代部分侵入性检查,显示出影像组学在评估结直肠癌术前T分期方面的潜力。研究进一步通过病理特征与影像组学特征联合分析,验证模型临床相关性。另外,Song等^[42]学者提出基于矢状位T2WI和斜轴位T2WI的纹理特征可以为识别N分期提供有价值的信息,研究由两名放射科医生手动勾画肿瘤ROI,通过MATLAB提取灰度共生矩阵(GLCM)和灰度游程矩阵(GLRLM)特征,筛选显著参数(如矢状位T2WI的ENE降低、SRLGLE升高)。具体来说,较低的能量(ENE)值和短行程低灰度强调(SRLGLE)值是N分期的独立预测因子,通过多变量逻辑回归模型实现分期分类,显示了多视角特征结合能提高分期准确性。

3.2 人工智能助力影像组学,提升分期自动化与效率 AI在结直肠癌术前分期影像学分析中的应用

重要步骤通常包括数据预处理、特征提取、模型构建、训练与验证等。大部分研究者使用图像归一化、配准及降噪等手段来优化原始数据质量^[43]。卷积神经网络和稀疏自编码器等算法可以帮助自动提取多维度影像特征,例如纹理、形态及功能参数,为后续分析提供高信息量的表征^[44-45]。

在影像组学的应用中结合了AI模型,提高了术前分期效率。利用全卷积神经网络开发了一种半自动分割结直肠癌的T2加权图像的方法,通过迁移学习和Grad-CAM可视化,显著减少了人工勾画ROI时间^[46]。Bülbül等^[47]通过CT图像纹理分析(使用LifeX软件提取GLCM、GLRLM等58个纹理特征),识别出49个相关参数能预测晚期肿瘤和淋巴结受累的存在,并通过随机森林等机器学习模型,最终构建了基于关键参数的预测模型。另外,Wang等^[48]利用18F-FDG PET/CT数据,基于预训练的VGG19模型提取深度学习特征,结合PyRadiomics提取的3668个影像组学特征,通过筛选关键参数,并采用支持向量机构建融合模型,整合影像组学特征与临床参数,在淋巴结的转移预测的训练集、验证集和测试集中AUC分别达到0.934、0.902和0.836,外部中心独立测试集验证了模型的泛化性。基于多参数MRI构建的深度学习模型在术前T分期评估中表现优异,其AUC值达0.854,显著优于放射科医师主观评估($AUC=0.678$)及单参数模型(如T2W模型 $AUC=0.735$);该研究通过五折交叉验证优化模型参数,并利用梯度加权类激活映射(Grad-CAM)可视化关键病灶区域,证实模型主要关注肿瘤侵袭边界,与病理侵袭特征高度吻合^[49]。使用弱监督ResNet50模型,通过训练983例淋巴结的影像学图像,实现淋巴结转移的精准识别,同时缩短31.8%阅片时间^[50]。研究采用滑动窗口策略提取局部特征,并通过多任务学习框架整合区域与轮廓分割,有效减少假阳性。荟萃分析证实,DL模型在患者级别的N分期预测中AUC达0.917,显著优于传统放射组学模型,提示深度特征提取技术在复杂淋巴结微结构识别中的优势^[51]。

在术前M分期的相关研究中,基于SEER数据库构建RF模型对肝转移进行预测,内外部验证AUC分别达0.956与0.912^[45];结合CT特征与临床数据的模型验证集准确率达85.5%^[52]。深度学习方法进一步突破传统瓶颈,如基于单相CT的深度神经网络模型对直肠癌肝转移分类准确度达96.0%。肺转移预测中,通过CT放射组学联合ResNet101模型

构建联合预测系统,验证集AUC达0.863^[53]。此类模型不仅实现微小转移灶的精准识别,还可通过代谢组学与基因组学特征关联分析,预测肿瘤侵袭性及治疗应答,为术前M分期提供多维决策依据。

3.3 多模态融合与模型可解释性

最新研究趋向于多模态数据融合与模型可解释性提升。将TRUS与剪切波弹性成像的影像组学特征结合临床参数,使模型AUC从0.743提升至0.795,证实生物力学特征与临床指标的协同效应^[54]。开发的WISDOM模型创新性地采用弱监督学习框架,将MRI影像与患者病理信息融合,在3个独立队列中总体AUC达0.81^[55]。为提高临床可接受度,应用Grad-CAM技术对3D ResNet101模型进行可视化分析,发现模型激活区域主要集中于肿瘤边缘及周围间质^[56],这与病理学中肿瘤侵袭性生长导致淋巴管浸润的机制高度吻合。综上所述,AI在多模态数据融合和理解方面展现出了巨大潜力^[57-58]。

尽管影像组学与AI在术前分期研究中已取得初步成果,但其应用仍面临挑战。大部分影像组学仅应用了最大轴位切片二维(2D)分析。三维(3D)分析可能更能代表肿瘤的异质性。不过,3D全肿瘤分析在计算上更为复杂且耗时。另外,不同成像设备、扫描参数和数据预处理方法可能导致特征提取的异质性,从而影响模型的稳定性和泛化能力。Knuth等^[59]应用2D U-Net对直肠癌MRI图像进行自动分割,内部验证队列DSC达0.77,但在外部独立队列中性能下降至0.59,凸显多中心数据异质性对模型泛化能力的挑战。未来的研究需构建大规模基础数据集、探索多模态信息融合策略、构建多尺度和多任务联合分期模型,以及融合传统影像组学技术和AI技术搭建模型,实现结直肠癌的全自动分期诊断。

4 小结与展望

综上所述,结直肠癌术前精准分期作为临床决策的关键环节,目前单一影像学技术仍存在局限性(表1)。尽管多模态影像技术通过整合不同成像参数的互补信息可有效提升分期准确性,但现有融合方法在应对模态缺失、噪声干扰及异质性数据处理方面仍存在系统性缺陷,导致其在复杂临床场景中的应用效能受限。值得注意的是,基于影像组学与人工智能的分析技术虽在提升诊断效率与精度方面展现出显著潜力,但影像数据采集协议的非标准

表1 结直肠癌术前分期影像技术临床应用与限制

影像技术	最佳适用场景	禁忌症 / 限制	多模态联合推荐
钡剂灌肠	结直肠癌补充检查(无法耐受其他检查)	肠梗阻、穿孔风险	无
增强CT	结直肠癌初筛、肝转移评估	碘过敏、肾功能不全	联合MRI
MSCT	结直肠癌全身转移筛查	儿童、孕妇慎用(辐射)	联合PET/CT
DECT	结直肠癌复杂T分期、治疗反应监测	设备普及度低	联合增强CT
HR-MRI	结肠癌T分期	金属植入物、幽闭恐惧症	联合CT及ERUS
ERUS	中低位直肠癌(T分期首选)	高位直肠、肠腔狭窄	联合3D-TRUS
PET/CT	结直肠癌远处转移(M分期)	高血糖、黏液腺癌	联合MSCT
影像组学或AI	结直肠癌精准分期、预后预测	数据异质性	CT+MRI+临床参数

化以及影像组学特征提取流程的规范化缺失,制约了模型的可重复性与临床转化价值。

针对当前挑战,未来研究需重点突破以下方向:(1)开发具有鲁棒性的多模态信息融合框架,通过挖掘跨模态间的协同效应与补偿机制,建立模态缺失条件下的自适应决策体系;(2)构建覆盖多中心、多设备平台的前瞻性多模态影像数据库,采用标准化数据采集协议与特征工程流程,确保研究结果的可验证性与泛化能力;(3)推动从影像获取、特征提取到AI模型部署的全流程标准化体系建设,通过建立国际共识性技术规范,实现AI技术的临床转化闭环。

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] 郭兰伟, 张兴龙, 蔡林, 等. 全球结直肠癌流行和防控现状[J]. 中华肿瘤杂志, 2024, 46(1):57-65.

[3] DELATTRE J F, ERDOGAN A S O, COHEN R, et al. A comprehensive overview of tumour deposits in colorectal cancer: towards a next TNM classification[J]. Cancer Treat Rev, 2022, 103:102325.

[4] SHAUKAT A, LEVIN T R. Current and future colorectal cancer screening strategies[J]. Nat Rev Gastroenterol Hepatol, 2022, 19(8): 521-531.

[5] HOU M, ZHOU L, SUN J. Deep-learning-based 3D super-resolution MRI radiomics model: superior predictive performance in preoperative T-staging of rectal cancer[J]. Eur Radiol, 2023, 33(1): 1-10.

[6] 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.

[7] KARAHACIOGLU D, TASKIN O C, ESMER R, et al. Performance of CT in the locoregional staging of colon cancer: detailed radiology-pathology correlation with special

emphasis on tumor deposits, extramural venous invasion and T staging[J]. Abdom Radiol, 2024, 49(6): 1792-1804.

[8] HORVAT N, RAJ A, LIU S, et al. CT colonography in preoperative staging of colon cancer: evaluation of FOXTROT inclusion criteria for neoadjuvant therapy [J]. Am J Roentgenol, 2019, 212(1): 94-102.

[9] 黄霓, 张仕勇, 兰茜琳, 等. 双源CT与MRI在结直肠癌术前分期中的临床价值分析[J]. 中华消化病与影像杂志(电子版), 2024, 14(1): 57-61.

[10] LIU W, LI Y, ZHANG X, et al. Preoperative T and N restaging of rectal cancer after neoadjuvant chemoradiotherapy: an accuracy comparison between MSCT and MRI[J]. Front Oncol, 2022, 11: 806749.

[11] BIAN L, WU D, CHEN Y, et al. Clinical value of multi-slice spiral CT angiography, colon imaging, and image fusion in the preoperative evaluation of laparoscopic complete mesocolic excision for right colon cancer: a prospective randomized trial[J]. J Gastrointest Surg, 2020, 24(12): 2822-2828.

[12] SHIMADA H, FUKAGAWA T, HAGA Y, et al. Clinical TNM staging for esophageal, gastric, and colorectal cancers in the era of neoadjuvant therapy: a systematic review of the literature[J]. Ann Gastroenterol Surg, 2021, 5 (4): 404-418.

[13] 孙琦, 孙丹琦, 卞雪莲, 等. 光谱CT细胞外体积分术前诊断结直肠癌病理T分期及组织学分级的价值[J]. 临床放射学杂志, 2024, 43(5): 782-787.

[14] 朱文玲, 李雨蒙, 岳思宇, 等. 双能CT联合临床病理特征预测结直肠癌Ki-67表达的价值[J]. 中国CT和MRI杂志, 2024, 22(2): 142-145.

[15] ZHANG C, LI S, HUANG D, et al. Development and validation of an AI-based multimodal model for pathological staging of gastric cancer using CT and endoscopic images [J]. Acad Radiol, 2025, 32(5): 2604-2617.

[16] 王林, 汪志强, 肖兰, 等. 高分辨MRI评估直肠癌术前分期及环周切缘的应用价值[J]. 中国CT和MRI杂志, 2022, 20(9): 158-160.

[17] SIKKENK D J, HENSKENS I J, VAN DE LAAR B, et al.

- Diagnostic performance of MRI and FDG PET/CT for preoperative locoregional staging of colon cancer: systematic review and meta-analysis[J]. *Am J Roentgenol*, 2024, 223(5): e2431440.
- [18] ZHAO L, LIANG M, WU P, et al. A preliminary study of synthetic magnetic resonance imaging in rectal cancer: imaging quality and preoperative assessment[J]. *Insights Imaging*, 2021, 12(1): 120.
- [19] 杨彦松, 李月玥, 张益飞, 等. 高分辨率MRI上淋巴结形态学特征对诊断直肠癌淋巴结转移的增益价值[J]. *肿瘤影像学*, 2022, 31(3): 296-300.
- [20] 王绍凯. 高分辨率磁共振成像结合增强扫描在直肠癌术前T分期中的应用及其临床价值探讨[J]. *中国药物与临床*, 2020, 20(23): 3911-3913.
- [21] 王成立, 邓娜, 杨翠婷, 等. 磁共振T2WI结合DWI对直肠癌术前分期的价值及其与病理的相关性研究[J]. *外科研究与新技术(中英文)*, 2024, 13(2): 130-133.
- [22] YANG A, ZHANG X, ZHOU P, et al. Intravoxel incoherent motion-derived histogram analysis for quantitative evaluation of tumor budding and prognostic stratification in rectal cancer[J]. *Eur Radiol*, 2025, doi: 10.1007/s00330-025-11612-2. Epub ahead of print. PMID: 40272490.
- [23] XIA Y, WANG L, WU Z, et al. Comparison of computed and acquired DWI in the assessment of rectal cancer: image quality and preoperative staging[J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 788731.
- [24] ZHOU M, GONG T, CHEN M, et al. High-resolution integrated dynamic shimming diffusion-weighted imaging (DWI) in the assessment of rectal cancer[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(8): 5769-5778.
- [25] BHUTIANI N, YOUSEF M M G, YOUSEF A, et al. Automated, high-throughput platform to generate a high-reliability, comprehensive rectal cancer database[J]. *JCO Clin Cancer Inform*, 2024, 8: e2300219. doi: 10.1200/CCI.23.00219.
- [26] TAN Y, LIU R, XUE J, et al. Construction and validation of artificial intelligence pathomics models for predicting pathological staging in colorectal cancer: using multi-modal data and clinical variables[J]. *Cancer Med*, 2024, 13(7): e6947.
- [27] SINGAL A G, LOK A S, FENG Z, et al. Conceptual model for the hepatocellular carcinoma screening continuum: current status and research agenda[J]. *Clin Gastroenterol H*, 2022, 20(1): 9-18.
- [28] 庄楠, 朱庆莉. 经腹超声在结肠癌术前分期诊断中的价值[J]. *临床超声医学杂志*, 2019, 21(9): 685-687.
- [29] 中华医学会肿瘤学分会早诊早治学组. 中国结直肠癌早诊早治专家共识(2023版)[J]. *中华医学杂志*, 2023, 103(48): 3896-3908.
- [30] GOGLIA M, PAVONE M, D' ANDREA V, et al. Minimally invasive rectal surgery: current status and future perspectives in the era of digital surgery[J]. *J Clin Med*, 2025, 14(4): 1234.
- [31] 余丽惠, 黄伟俊, 简国亮, 等. 超声双重造影在结直肠癌术前T3与T4分期诊断中的应用价值[J]. *中国超声医学杂志*, 2023, 39(1): 70-73.
- [32] LIU M, YIN S H, LI Q, et al. Evaluation of the extent of mesorectal invasion and mesorectal fascia involvement in patients with T3 rectal cancer with 2-D and 3-D transrectal ultrasound: a pilot comparison study with magnetic resonance imaging findings[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2020, 46(11): 3008-3016.
- [33] 徐珊珊, 黄海涛, 徐建磊, 等. 超声内镜与增强MRI术前联合判定直肠癌TN分期的应用价值[J]. *世界华人消化杂志*, 2020, 28(23): 1212-1217.
- [34] MIHAILOVIĆ J, ROGANOVIĆ J, STARČEVIĆ I, et al. Diagnostic performance of F-18 FDG PET/CT in the detection of recurrent colorectal cancer: correlation with biochemical markers and conventional imaging modalities[J]. *J Clin Med*, 2024, 13(12): 3602.
- [35] 杜长治, 孟祥溪, 谢卿, 等. PET重建中绝对散射校正与相对散射校正对图像质量影响的对比[J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2023, 43(8): 486-491.
- [36] GUGLIELMO P, MARTURANO F, BETTINELLI A, et al. Additional value of PET and CT image-based features in the detection of occult lymph node metastases in lung cancer: a systematic review of the literature[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(13): 2153.
- [37] 周伯琪, 曹云太, 杨媛如, 等. 影像组学及深度学习在预测结直肠癌相关基因突变的研究进展[J]. *磁共振成像*, 2025, 16(2): 198-203.
- [38] 王婧伊, 黄威橙, 曹欣, 等. 18F-FDG PET/CT影像组学预测非小细胞肺癌KRAS基因突变的价值[J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2023, 43(7): 391-396.
- [39] XU L, HUANG G, WANG Y, et al. 2-[18F] FDG PET-based quantification of lymph node metabolic heterogeneity for predicting lymph node metastasis in patients with colorectal cancer[J]. *Eur J Nucl Med Mol I*, 2024, 51(6): 1729-1740.
- [40] SUN Y, HU P, WANG J, et al. Radiomic features of pretreatment MRI could identify T stage in patients with rectal cancer: preliminary findings[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2018, 48(3): 615-621.
- [41] LU Z, WANG L, XIA K, et al. Prediction of clinical pathologic prognostic factors for rectal adenocarcinoma: volumetric texture analysis based on apparent diffusion coefficient maps[J]. *J Med Syst*, 2019, 43: 1-9.
- [42] SONG L, YIN J. Application of texture analysis based on

- sagittal fat-suppression and oblique axial T2-weighted magnetic resonance imaging to identify lymph node invasion status of rectal cancer[J]. *Front Oncol*, 2020, 10: 1364.
- [43] SEONI S, SHAHINI A, MEIBURGER K M, et al. All you need is data preparation: a systematic review of image harmonization techniques in multi-center/device studies for medical support systems[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2024, 250: 108200.
- [44] 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.
- [45] GUO Z, ZHANG Z, LIU L, et al. Machine learning for predicting liver and/or lung metastasis in colorectal cancer: a retrospective study based on the seer database[J]. *Eur J Surg Oncol*, 2024, 50(7): 108362.
- [46] JIAN J, XIONG F, XIA W, et al. Fully convolutional networks (FCNs)-based segmentation method for colorectal tumors on T2-weighted magnetic resonance images[J]. *Australas Phys Eng Sci Med*, 2018, 41: 393-401.
- [47] BÜLBÜL H M, BURAKGAZI G, KESIMAL U. Preoperative assessment of grade, T stage, and lymph node involvement: machine learning-based CT texture analysis in colon cancer[J]. *Jpn J Radiol*, 2024, 42(3): 300-307.
- [48] WANG H, ZHANG J, LI Y, et al. Deep-learning features based on F18 fluorodeoxyglucose positron emission tomography/computed tomography (18F-FDG PET/CT) to predict preoperative colorectal cancer lymph node metastasis[J]. *Clin Radiol*, 2024, 79(9): e1152-e1158.
- [49] WEI Y, WANG H, CHEN Z, et al. Deep learning-based multiparametric MRI model for preoperative T-stage in rectal cancer[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2024, 59(3): 1083-1092.
- [50] HUANG S C, CHEN C C, LAN J, et al. Deep neural network trained on gigapixel images improves lymph node metastasis detection in clinical settings[J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 3347.
- [51] BEDRIKOVETSKI S, ZHANG J, SEOW W, et al. Deep learning to predict lymph node status on pre-operative staging CT in patients with colon cancer[J]. *J Med Imag Radiat On*, 2024, 68(1): 33-40.
- [52] LI Y, ERESEN A, SHANGGUAN J, et al. Establishment of a new non-invasive imaging prediction model for liver metastasis in colon cancer[J]. *Am J Cancer Res*, 2019, 9(11): 2482.
- [53] HE W B, ZHOU C, YANG Z J, et al. The predictive value of radiomics and deep learning for synchronous distant metastasis in clear cell renal cell carcinoma[J]. *Discov Oncol*, 2025, 16(1): 86.
- [54] CHEN L D, LI W, XIAN M F, et al. Preoperative prediction of tumour deposits in rectal cancer by an artificial neural network—based US radiomics model[J]. *Eur Radiol*, 2020, 30: 1969-1979.
- [55] XIA W, LI D, HE W, et al. Multicenter evaluation of a weakly supervised deep learning model for lymph node diagnosis in rectal cancer at MRI[J]. *Radiol Artif Intell*, 2024, 6(2): e230152.
- [56] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. *Int J Comput Vis*, 2020, 128: 336-359.
- [57] YOUNG E, EDWARDS L, SINGH R. The role of artificial intelligence in colorectal cancer screening: lesion detection and lesion characterization[J]. *Cancers*, 2023, 15(21): 5126.
- [58] CALDONAZZI N, RIZZO P C, ECCHER A, et al. Value of artificial intelligence in evaluating lymph node metastases[J]. *Cancers*, 2023, 15(9): 2491.
- [59] KNUTH F, ADDE I A, HUYNH B N, et al. MRI-based automatic segmentation of rectal cancer using 2D u-net on two independent cohorts[J]. *Acta Oncol*, 2022, 61(2): 255-263.

(责任编辑:李阳飞)