

综述

结直肠癌手术及围手术期研究进展专题

影像组学纵深赋能结直肠癌精准诊疗：挑战、机遇和未来

王馨媛^{1,2}, 韩超², 王庆国³, 程云章¹, 黄陈^{2*}

¹上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093; ²上海交通大学医学院附属第一人民医院胃肠外科, 上海 200080; ³上海交通大学医学院附属第一人民医院放射科, 上海 200080

[中图分类号] R735.3 [文献标志码] A [DOI] 10.11855/j.issn.0577-7402.0402.2026.0708

[声明] 本文所有作者声明无利益冲突

[引用本文] 王馨媛, 韩超, 王庆国等. 影像组学纵深赋能结直肠癌精准诊疗: 挑战、机遇和未来[J]. 解放军医学杂志, DOI: 10.11855/j.issn.0577-7402.0402.2026.0708.

[收稿日期] 2026-02-17 [录用日期] 2026-06-03 [上线日期] 2026-07-08

[摘要] 结直肠癌(CRC)影像组学正由手工特征建模向以可量化影像表型为核心的证据体系演进。无监督、自监督与弱监督学习可缓解标注成本与偏倚, 提升鲁棒性与结果可重复性, 并降低高维特征带来的不稳定性与过拟合。通过沙普利加性解释(SHAP)、梯度加权类激活映射(Grad-CAM)定位关键区域或贡献因素, 结合生境分析刻画肿瘤内部空间异质性, 为诊断分层与治疗决策提供可验证的影像依据。多模态影像联合临床、病理与分子信息, 提升对治疗反应、复发风险及生存结局的预测能力, 并在模态缺失与模态不平衡条件下增强决策支持。标准化的影像数据库建设、伦理合规的数据管理与真实世界证据平台, 为跨机构可比较与可复核提供基础。展望未来, 应制定可执行的建设路径并推进回顾性研究向多中心前瞻性验证转化, 进一步推动人机协同智能诊疗的落地应用。

[关键词] 结直肠癌; 人工智能; 影像组学; 生境分析; 精准诊疗

Radiomics: advancing precision diagnosis and treatment for colorectal cancer, challenges, opportunities, and vision

Wang Xin-Yuan^{1,2}, Han Chao², Wang Qing-Guo³, Cheng Yun-Zhang¹, Huang Chen^{2*}¹School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China²Department of Radiology, ³Department of Gastrointestinal Surgery, the First People's Hospital Affiliated to Shanghai Jiaotong University School of Medicine, Shanghai 200080, China

*Corresponding author, E-mail: richard-hc@hotmail.com

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (82472921, 82072662), the First People's Hospital Characteristic National Leading Talents Training Plan (2021), the Shanghai Oriental Talents Program (2023), and the Key Project of the Shanghai Jiao Tong University "Star of Jiao Tong" Program for Interdisciplinary Research in Medicine and Engineering (2024)

[Abstract] Radiomics for colorectal cancer (CRC) is evolving from manual feature modeling toward an evidence-based framework centered on quantifiable imaging phenotypes. Unsupervised, self-supervised, and weakly supervised learning can alleviate the cost and bias of annotation, improve robustness and reproducibility of results, and mitigate instability and overfitting caused by high-dimensional features. By using Shapley additive explanations (SHAP) and gradient-weighted class activation mapping (Grad-CAM) to identify key regions or contributing factors, together with habitat analysis to characterize intratumoral spatial heterogeneity, imaging evidence can be made more verifiable to support diagnostic stratification and treatment decision-making. Integrating multimodal imaging with clinical, pathological, and molecular information enhances the ability to predict treatment response, recurrence risk, and survival outcomes, while strengthening decision support under conditions of missing and imbalanced modalities. Standardized imaging database development, ethically compliant data governance, and real-world evidence platforms provide the

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(82472921, 82072662); 上海市第一人民医院特色国家领军人才培养计划(2021); 东方英才计划拔尖项目(2023); 上海交通大学“交大之星”计划医工交叉研究基金重点项目(2024)

[作者简介] 王馨媛, 硕士研究生, 主要从事影像组学在结直肠癌临床应用方面的研究

[通信作者] 黄陈, E-mail: richard-hc@hotmail.com

foundation for cross-institutional comparability and verification. Looking forward, executable implementation pathways should be established, and findings from retrospective studies should be advanced toward multicenter prospective validation to further enable practical deployment of human-machine collaborative intelligent diagnosis and treatment.

[Key words] colorectal cancer; artificial intelligence; radiomics; habitat analysis; precision medicine

结直肠癌(CRC)是消化系统中常见且致死率较高的恶性肿瘤之一,其临床结局受TNM分期、治疗策略和结局指标等多种因素共同影响,呈现出显著的个体差异性^[1]。影像组学(radiomics)是一种新兴分析技术,对常规医学影像做标准化处理、提取高通量特征,并结合人工智能(artificial intelligence, AI)算法,将影像数据从主观定性描述变成定量癌症表型^[2],给CRC精准诊疗带来新方向。影像组学兴起并非偶然,是在CRC诊疗多重现实困境驱动下逐渐形成的关键技术,给精准诊疗相关研究带来新的发展机会,本文系统整理影像组学技术路径的发展过程和最新研究进展,重点分析其在纵深推进CRC精准诊疗场景中的应用价值,并展望其在未来人机协同背景下的发展前景,以期为CRC影像组学相关研究的标准化推进、多中心前瞻性验证及临床转化应用提供参考。

1 当前影像学诊断面临的主要挑战与转型需求

影像组学的兴起深植于当下影像学诊断在资源不均、临床工作高压与一致性短板交织下的结构性困境^[3]。面向精准诊疗与多中心协同的长期趋势,影像学亟须从经验判读迈向标准化、量化与可验证的证据体系。

1.1 地区经济约束与配置落后的挑战 精准诊疗在临床中的推进程度,与各地区医疗资源的现实配置状况密切相关。受经济基础差异影响,不同地区在影像设备条件和人员投入方面长期存在不平衡现象^[4]。研究证实,在经济发展水平相对滞后的地区,影像学诊断能力的不足往往体现在设备数量和人员配置难以支撑日常诊疗需求的增长^[5]。以当前的高端计算机断层扫描(computed tomography, CT)及高场强磁共振系统为例,其核心部件与关键技术主要集中在少数跨国制造商手中,相关采购与维护成本对医疗机构造成了客观压力^[6]。与此同时,滞后地区往往难以在影像医师和技师数量上满足当地百姓实际诊疗需求,这使得影像检查在实际运行中更容易受到限制,检查与诊断报告的整体质量随之下降^[7]。因此,需要探索并建立一种以常规影像数据为基础、对高端影像设备依赖较低、具备可推广性与经济可行性的影像学证据形式,从而在诊疗早期阶段实现风险分层并支持治疗决策。

1.2 影像学在临床应用中的现状及面临的挑战 在

现实临床应用中,影像学评估的实施过程主要依赖影像诊断医师的专业知识及相关诊疗指南^[8]。受传统评估模式影响,影像学分析对影像信息中潜在特征的识别仍较为有限,医学影像中所包含的多层次信息尚未得到充分利用^[9]。不同医疗机构在影像诊断医师经验积累以及影像技师操作规范和参数设置方面存在差异,这类差异不仅影响影像采集质量的稳定性,也容易在影像解读过程中造成一致性和可靠性方面的偏倚,从而在一定程度上削弱影像学在个体化治疗决策中的支持作用。多学科综合诊疗过程中,影像学评估通常需与病理学诊断、分子检测结果以及临床资料共同参与肿瘤精准诊疗过程^[10]。但在实际运行中,病理或分子检测条件受限、随访管理体系不完善以及学科间协作衔接不足,均可能限制影像学临床价值的充分发挥^[11]。精准医学理念不断发展,临床实践对影像学的需求逐渐由定位和定性诊断拓展至疾病风险分层、疗效评估及预后判断等更高层次目标,现有影像学评估模式在满足上述需求方面仍显不足,提示临床必须进一步探索更加系统和深入的影像分析方法。

1.3 影像学量化的必要性与影像组学兴起的机遇 临床实践中,影像学诊断是疾病评估与治疗决策的重要依据,但影像逐层信息的系统整合与定量分析仍存在挑战,部分潜在价值因此尚未被充分挖掘。基于这一现实需求,临床领域逐渐开始探索能够对常规影像进行整体分析和定量刻画的技术路径,以期在现有检查条件下挖掘更多可重复、可比较的信息。因此,影像组学应运而生,其常用流程为:在感兴趣区域(region of interest, ROI)标注病灶范围;计算灰度统计、形状参数与纹理等手工特征,用于描述信号强度分布、几何形态与异质性;采用多种机器学习算法进行训练与验证,以曲线下面积(area under the curve, AUC)、C指数和准确率等指标进行性能评估,模型之间的比较采用DeLong检验^[12],并引入决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评估模型在真实临床场景中的净获益与应用价值^[13]。

影像组学通过对图像进行标准化处理,从连续影像切片中提取多维表型特征并建立模型,使影像学诊断转向可量化的影像表型描述。这种分析方式有助于减少因切面选择和观察者差异带来的信息偏倚,也为复杂疾病中影像信息的系统利用提供了新的研究基础^[14]。通过对病灶整体形态、边界特征及

内部纹理变化的综合刻画，影像组学为术前高危病理特征识别、分子生物学信息以及疗效评估提供了更多可能。已有研究表明影像组学模型在“泛癌种”任务中表现出更高的诊断准确率，在独立队列的重复验证中表现稳定^[15]。考虑到结直肠肠腔影像的对比度不足，且易受伪影、运动干扰及肠腔状态异质性的影响，研究表明，单凭医师视觉定性诊断容易遗漏或误判，而影像组学能够有效量化微观影像信息并结合临床指标，从而显著降低主观影像学诊断的错误风险^[16]。

2 影像组学在CRC精准诊疗中的范式跃迁

传统影像组学虽已实现病灶特征的定量提取，但受跨中心数据偏移、高维噪声及肿瘤空间异质性的影响，手工特征在真实世界临床应用中的泛化能力受到限制，且难以提供相应的病理学解释。针对这些问题，影像组学分析逐渐转向数据驱动的代表学习路线。具体而言，利用无监督、自监督及弱监督算法降低异构数据的分布漂移，并结合模型可视化与生境分析技术补充生物学依据，从而提高预测模型在临床诊疗中的可靠性，其整体技术框架与演进流程如图1所示。

2.1 传统范式：从标注到可解释性建模的局限性

2.1.1 标注流程的局限：手工标注与批次效应 影像组学流程中的关键问题在于ROI标注人工依赖性高且成本较高，导致标注重复性难以充分保证^[17]；不同医师在肿瘤边界、坏死或炎性改变的处理上可

能不完全一致，造成测量误差，从而影响后续建模的稳定性。与此同时，跨中心或跨设备数据在扫描仪平台、参数设置与重采样策略方面存在差异，这些差异可能导致不同中心提取的影像组学特征出现系统性偏移，使训练集与外部数据的特征分布发生差异，进而降低模型在真实临床场景中的可重复性^[18]。为此，建立统一的重采样、归一化和观察者间一致性分析方法，同时采用批次效应校正算法 (combining batch effects, ComBat) 控制批次效应，通过大规模外部验证队列评估特征层面的稳定性^[19]，已成为影像组学研究的普遍共识。

2.1.2 建立模型的局限：维数灾难与过拟合 影像组学通常会产生远高于样本量的特征维度。例如，在有限病例中可能提取出数百至数千个影像特征，使每例患者样本在各种特征标记组合下形成的“高维特征空间”中呈现高度离散和稀疏的分布。这种高维特征与有限样本量之间的明显不匹配，即“维数灾难”^[20]，其后果是特征空间呈现稀疏结构，模型在训练阶段能够利用较高自由度去解释噪声与微小波动，因而导致模型产生过拟合倾向，即在结果上常表现为训练集指标较好，但外部验证或独立队列性能下降^[21]。为了应对这一挑战，研究者通常在特征筛选时使用LASSO等正则化方法以收缩系数并剔除冗余特征^[22]。在特征降维时采用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 等降维算法^[23]，以消除特征共线性并增强特征空间的稳定性^[24]。此外，利用t分布随机领域嵌入法 (t-distributed stochastic

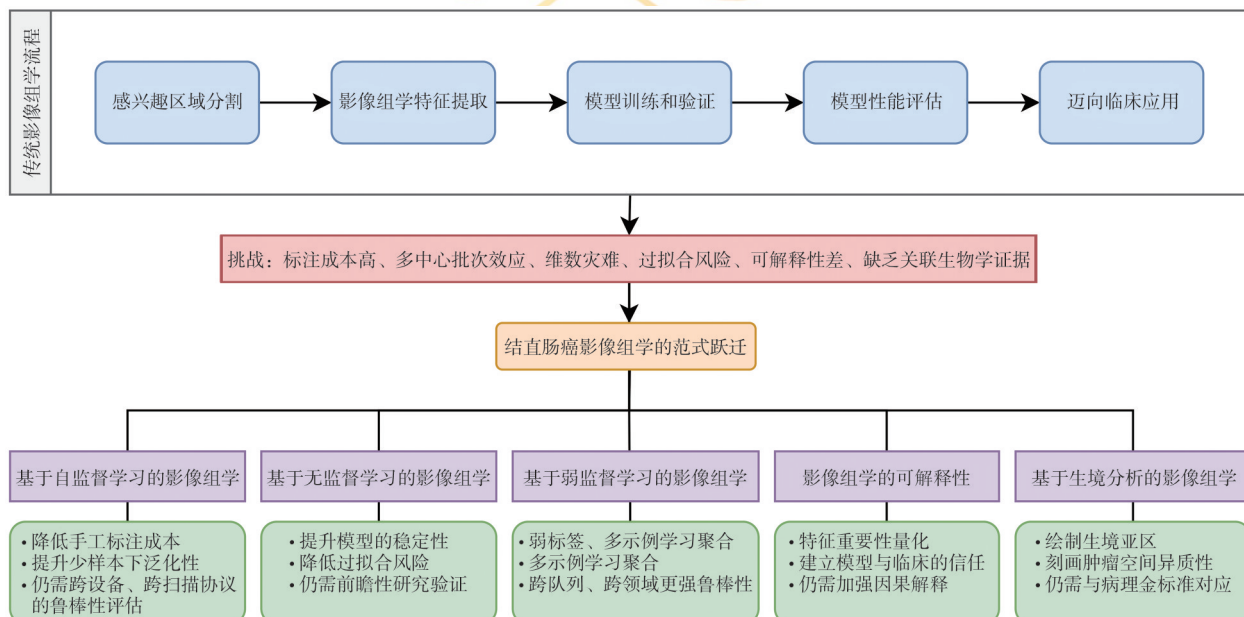


图1 CRC影像组学范式的跃迁

Fig.1 Transition of the CRC radiomics paradigm

该图概括了CRC影像组学从传统分析流程向数据驱动新范式演进的总体框架，包括传统流程、主要挑战及自监督、无监督、弱监督、可解释性分析和生境分析等发展方向。CRC. 结直肠癌

neighbor embedding, t-SNE)或统一流形逼近与投影(uniform manifold approximation and projection, UMAP),以评估特征聚类趋势或分布漂移^[23],辅助评估与可视化模型的过拟合风险。

2.1.3 可解释性的局限:影像组学与生物学证据链 影像组学的可解释性不足体现在特征与生物学机制之间缺少对应关系的证据^[25]。常规统计学和纹理特征多用于描述像素层面的空间分布属性,无法直接反映CRC的肿瘤微环境状态。医学图像的纹理波动往往是设备伪影、扫描参数差异及多类组织成分混合叠加的综合结果^[26],导致提取的特征难以获得明确的病理机制解释,削弱了模型的可信性。为克服这一局限,当前研究常借助特征重要性排列和可解释性工具等方法确定核心特征的决策权重。在生物学机制验证层面,常通过建立影像组学评分与CRC分子标志物或病理指标的定量关系,为影像特征反映的肿瘤生物学特征提供间接证据^[27]。此外,基于多模态特征聚类的肿瘤生境分析技术能够直观揭示肿瘤微环境的空间异质性,进一步完善了生物学证据链。

2.2 范式跃迁:影像数据驱动的深度学习路径 从训练信号的来源及其利用方式看,自监督学习(self-supervised learning, SSL)、无监督学习(unsupervised learning, UL)和弱监督学习(weakly supervised learning, WSL)构成了影像数据驱动深度学习的三类主要范式。具体而言,SSL通过预训练任务从大规模未标注医学影像中学习可迁移的通用表征,UL在无明确标签条件下基于深度特征识别潜在结构与亚型,WSL则利用不完全、不精确或含噪的弱标注完成临床任务建模^[28-30]。

2.2.1 SSL:自动标注降低偏差 在CRC中,SSL多用于基于大规模未标注CT影像进行预训练,并在有限标注数据上完成分期、分子特征识别等下游任务。代表性实践中,一项研究开发了名为CRCFound的SSL模型^[31],纳入双中心6332例CRC患者的三维CT,其中5137例未标注数据用于掩码自编码器(mask autoencoders, MAE)的自监督预训练,并在1195例带标注数据上针对TNM分期、微卫星不稳定(microsatellite instability, MSI)等8项分类任务进行微调与验证。结果表明,在仅依赖1195例带标注数据完成微调的条件下,CRCFound仍展现出稳定的可迁移判别能力。融合影像学报告文本的CRCFound_report在T、N、M及整体分期任务上的平均AUC分别为0.889、0.847、0.830和0.774,MSI预测AUC达到0.952;提示自监督预训练在缓解标注依赖的同时,为下游任务提供了更具泛化性的影像表征,并增强了多模态信息融合后的预测性能。为落实CRC

临床精准诊疗需求,研究有必要进一步开展跨设备、跨扫描协议的鲁棒性评估,并在更多独立外部多中心实践中检验模型的泛化能力。

2.2.2 UL:特征降维的更迭 UL主要用于CRC高维影像特征的聚类分型与分层建模,以支持治疗获益评估和临床决策。在相关研究中,Xie等^[32]提出了一种用于II期CRC辅助化疗决策的无监督影像组学模型,整合了多中心II期CRC患者的术前腹部增强CT数据。建模时先采用DeepCRC进行肿瘤区域自动标注,并从中提取出851个影像组学特征;使用Cox比例风险框架评估每个特征与两种治疗方式——“辅助化疗获益型”与“仅观察优选型”的交互效应,并通过Wald检验筛选出10个具有显著治疗交互的稳健特征,从而缓解了“维数灾难”带来的特征不稳定性与过拟合风险。随后,仅在关键特征上进行无监督层次聚类,并通过共识聚类确定稳定分簇。结果显示,该分型在训练集与验证集中保持一致:化疗获益主要集中于“辅助化疗获益型”,提示该影像表型具有一定可重复的泛化能力。这表明该模型在嵌入式特征筛选与无监督聚类框架下,能够从术前增强CT的影像组学表征中提取出与治疗获益相关的影像表型并为分层治疗决策提供依据。

聚焦CRC,基于治疗交互的嵌入式特征筛选与UL相结合,有助于降低过拟合风险倾向^[33],并提升分型的稳定性与可泛化性。尽管聚类过程为无监督且不使用分组标签,但前置筛选依赖治疗相关统计信息,可能影响分型的泛化表现;因此,该分型的跨队列可迁移性仍需在多中心前瞻性研究中进一步评估。

2.2.3 WSL:多示例聚合建模 不同于SSL和UL,WSL更适用于CRC病理切片等精细标注场景,并可在粗粒度标注条件下实现多源信息整合与预后风险评估。以PRISM-CRC为例^[34],研究共计使用5个公开数据集,采用“单模态特征预训练、多模态融合监督微调”的思路:病理端以EBHI-SEG(4456份)完成特征初始化并以注意力多示例学习(MIL)完成WSI聚合,内镜端以REAL-Colon(超270万帧内镜视频)与Kvasir-SEG(1000份内镜图像)进行相关特征学习,随后从癌症基因组图谱(The Cancer Genome Atlas, TCGA)数据库获取正常人与结肠腺癌(colon adenocarcinoma, COAD)与直肠腺癌(colon adenocarcinoma, COAD)患者的临床资料及基因表达数据,分别为515份和170份。队列上整合WSI、1796份术前CT的DICOM标签与临床特征(年龄、性别、部位、分期)。在性能方面,模型用于预测5年无病生存期(disease free survival, DFS)的AUC为0.850,C指数为0.820;预测MSI的AUC为0.910,准

确率为 88.5%。在缺乏逐像素病理标注的条件下, PRISM-CRC 将病理 WSI 切分为多个实例, 并通过 MIL 在 WSI 级别完成证据聚合; 随后融合 CT 与临床结构化变量, 输出结局风险评估, 从而在提供分层依据的同时给出可供临床参考的可靠性提示。此外, 模型的证据权重以及基于跨队列与跨域的域偏移评估结果的一致性共同表明其具有更强的鲁棒性。然而, 该框架目前仍以回顾性研究为主, 其在真实世界的临床获益与落地仍需通过多中心前瞻性随机对照研究进一步验证, 以检验其稳健性。

综上, SSL、UL 和 WSL 共同构成了基于影像数据的训练框架。这些方法打破了传统影像组学对人工设计特征和大量标注的依赖。尽管目前相关方法仍以回顾性研究为主, 其在真实临床场景中的推广仍需进一步验证, 但在特征聚类与降维以及跨数据集泛化性等方面具有优势, 为 CRC 的精准诊疗提供了方法学依据。

2.3 影像证据: 可解释性与空间异质性

2.3.1 影像组学模型的可解释性

梯度加权类激活映射 (gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM) 是一种基于梯度类激活映射的可解释性方法, 通过利用深度卷积神经网络的梯度信息, 在输入图像上生成热力图, 指示模型在进行特定类别预测时关注的区域^[35]。在 CRC 早筛的结肠镜场景中, 模型的可解释性与透明度有助于医师理解分割依据, 从而提升临床采纳与决策支持的可靠性; 而对息肉进行尽早且准确的分割, 有望降低 CRC 进展风险并改善预后。例如, Asare 等^[36]的 PolypSeg-GradCAM 将 U 型网络 (U-Net) 分割与 Grad-CAM 可解释性可视化相结合, 在内窥镜息肉分割数据集 (Kvasir-SEG) 上实现了高水平的分割性能, 戴斯相似性系数 (Dice) 大于 0.96; 并通过 Grad-CAM 覆盖图证实, 模型的预测关注点主要落在息肉目标区域及其边界上, 表明模型自动标注依据与临床病灶位置一致。

沙普利加性解释 (shapley additive explanations, SHAP) 是一种基于博弈论的模型解释方法, 旨在为每个特征对模型预测的贡献分配一个公平且唯一的数值。SHAP 值通过对一个特征在所有可能特征子集中的边际贡献进行加权平均来量化该特征对最终预测的正向或负向影响^[37]。与 Grad-CAM 这类基于梯度的、空间定位导向的可视化技术不同, SHAP 提供的是特征层面的全局和局部可解释性, 尤其适用于包含临床变量、影像组学特征和深度学习嵌入向量的混合型预测模型, 两者互为补充^[38], 理论上可构成一个更健全的模型可解释性框架: 在同一影像上以 Grad-CAM 指导关注区域, 再用 SHAP 对该区域内的具体特征进行贡献度分解, 有助于回答“模型依

据哪些特征做出判断”。Wang 等^[39]在结直肠病变的三分类任务中, 结合窄带成像内窥镜细胞术 (EC-NBI) 进行大规模无标签预训练, 为增强模型的解释性, 研究将 Grad-CAM 与 SHAP 结合, 热力图主要聚焦血管区域, 与临床征象及病理分级存在较好一致性。

Grad-CAM 可用于识别模型关注区域及潜在偏差, 同时便于评估模型自动标注或分类依据是否与病灶相关空间一致^[40]; SHAP 可量化特征对预测的贡献, 有助于识别模型的主导特征因素^[41]。但前者可视化受网络结构与取层策略影响, 难以直接构成因果解释; 后者的归因结果会随重采样、特征筛选与降维策略而变化, 在特征强相关条件下, 不同模型的贡献评估可能出现波动与不一致。因此, 需对解释性工具进行稳健性评估: 在不同重采样、特征筛选与降维流程下检验归因结果的波动, 并与 CRC 临床结局开展对照以验证一致性。

2.3.2 基于生境分析的影像组学

生境分析的核心在于对肿瘤内部异质性生态系统的精细刻画^[42], 其基本原理是将肿瘤视为一个由多个功能和表型各异的“生境” (habitats) 组成的复杂生态系统。实体肿瘤内部的生物学微环境存在显著的空间异质性。生境分析为量化评估上述空间异质性提供了新思路, 其依托多参数成像技术, 获取反映肿瘤解剖结构与病理生理状态的高维数据集, 并对体素级特征向量进行空间聚类。由此划分的“影像生境”具备空间连续性与表型特异性, 能够客观映射特定的肿瘤微环境亚区^[43]。生境分析不仅能揭示传统影像学无法捕捉的生物学信息, 更能为个体化治疗决策提供强有力的无创生物标志物。以国内一项单中心回顾性研究为例^[44], 该研究基于动态对比增强磁共振成像 (DCE-MRI) 的 Ktrans 参数, 利用 K 均值聚类将直肠癌肿瘤划分为 4 个生境亚区。通过分别提取生境与全肿瘤的影像组学特征并进行筛选, 构建了预测淋巴结转移的联合模型。结果显示, 生境影像组学模型在训练集和测试集的 AUC 分别为 0.890 与 0.801; 全肿瘤影像组学模型的 AUC 为 0.774 与 0.684, 显著低于生境模型。SHAP 分析进一步表明, 生境影像组学特征在模型中占据主导作用, 表明生境分析相较于全肿瘤模型更能反映与淋巴结转移相关的空间异质性特征。

目前, 生境分析在 CRC 的临床应用处于探索阶段, 同时, 生境区域划分与特征提取过程对影像采集参数、预处理、聚类策略呈现高度敏感, 尚缺乏自动化与标准化的方法^[45]。此外, 影像生境与病理切片之间的空间对应关系尚未形成可推广的严格对应框架。基于生境分析的影像组学与病理学融合虽

有望提升模型性能与预测稳健性,但其融合策略的合理性及跨平台稳定性仍需要全面评估。其中,基于体素尺度影像特征经聚类得到的影像生境亚区,其空间尺度、边界定义口径与病理切片的制备与分区判定存在差异^[46]。受生境亚区与病理配准误差、取材方式和取样偏倚影响^[47],且影像生境与组织学亚区边界判定标准不完全一致,二者更多体现为统计意义上的对应,而难以实现可推广的空间位置映射。由此,即便模型在性能指标上表现较优,其在病理学层面的生物学意义与临床转化价值仍可能受限,需要通过标准化的配准流程与统一的空间对齐规则进行验证。

3 整合模态的影像组学纵深赋能CRC精准诊疗

模态是信息表达方式的类别。在影像组学建模中,模态的整合通常包括以多种影像序列或成像机制为基础的多模态联合建模;以不同信息模态间建立对应与互补为核心的跨模态对齐与融合;以及以影像特征与基因组学、转录组学、蛋白组学等信息的联合整合为内容的多组学融合。其中,多模态、跨模态融合的有效性依赖于模态在时间、空间与语义层面的严格一致或可对齐性。基于多模态、跨模态与多组学整合的影像组学模型已成为CRC精准诊疗的重要方向。通过将影像组学特征与临床、病理及分子信息结合,多源数据可转化为可量化的疗效评估与风险分层指标^[48],从而提升对治疗反应、复发风险与生存结局的预测性能,并增强模型的可解释性与临床证据价值。

3.1 多模态影像组学驱动的疗效评估 CRC术前疗效评估是校准后续治疗策略、避免资源浪费以及为患者争取个性化治疗方案的关键判读。多模态影像组学在CRC疗效评估中之所以重要,在于其能够超越单模态影像对治疗相关生物学动态及肿瘤微环境变化的表征^[49]。例如,李雪萌等^[50]为评价局部进展期直肠癌(LARC)新辅助放化疗(nCRT)的疗效,构建了基于MRI影像组学与临床特征的预测模型。该研究的训练集、内部验证集和外部验证集为92例、40例和40例。按术后病理分级,反应良好(GR)和反应不良(PR)的CRC患者分别为77例和95例。将CT、T₂加权成像(T₂WI)、弥散加权成像(DWI)、增强T₁加权成像(CE-T₁WI)和¹⁸F-氟代脱氧葡萄糖正电子发射断层扫描(¹⁸F-FDG PET)等数据整合,构建多模态影像组学模型。结果显示,临床-影像模型在训练集、内部验证集、外部验证集的AUC分别为0.80、0.73、0.60;基于多模态影像组学模型的AUC分别为0.98、0.95、0.86。SHAP分析指出DWI序列中的“波变换子带上的GLSZM小区域强调性”为该模型中主

导的特征,研究结果证实多模态框架在早期预测疗效方面优于单影像模态框架,并具备可解释性和临床可转化潜力。

在多模态联合建模中,需解决模态间对齐与可比性问题,以降低采集条件与空间表达差异带来的干扰。具体而言,时间对齐要求术前评估阶段尽量一致;空间对齐要求围绕同一病灶区域提取特征,以减少配准与分割误差的影响;结局对齐则以明确可对应的临床或病理疗效终点作为监督信号,使多模态特征在同一语义定义下实现联合分析^[51]。基于此,多模态影像组学能够更充分反映治疗相关的生物学变化与微环境演进,为CRC早期疗效判断提供依据。

3.2 跨模态影像组学支持治疗决策 术前对CRC患者的治疗方案选择需要尽可能提高根治性治疗成功率,同时兼顾长期获益与不必要治疗带来的生活质量影响。跨模态影像组学通过整合不同类型数据中的纹理、形态及功能相关信息,并结合临床与病理资料,用于增强对治疗反应、复发风险及生存结局的预测能力,从而为治疗决策提供参考^[52]。例如,Huang等^[53]开发了一种整合深度学习CT影像(STAR-CRC)与病理标志物的新型风险分层系统(IRIS-CRC),并在多中心数据中验证其相较指南推荐的风险分层系统(GRSS-CRC)具有更好的分层效能。研究基于CT影像与指南推荐的病理标志物的融合[pT4、淋巴结取样数目(NLNS)≤12、神经浸润、脉管浸润],II期CRC来自12个中心,训练集与内部验证集分别为1110例和477例,外部验证集1405例。结果显示,STAR-CRC在外部验证集中C指数为0.670,显著高于传统指南系统(GRSS-CRC)的0.584,并且列线图模型在训练、内部验证与外部验证中的鲁棒性较高。STAR-CRC和GRSS-CRC能够实现对II期CRC风险的更细粒度分层,优于传统指南分层,可帮助识别需强化治疗的高风险患者以及避免不必要化疗的低风险患者。

在跨模态联合建模中,分子信息常受限于部分受试者的可获得性,带来的挑战是有效样本量下降,从而难以稳定捕捉分子表型差异,削弱结果的可重复性与稳健外推能力。因此亟须通过更大规模、多中心数据以及面向缺失场景的建模分析策略来应对该不确定性^[54];同时,在跨模态融合建模中,还需处理模态之间的对齐与可比性问题,以减少采集条件差异及表征尺度不一致带来的干扰;具体而言,时间对齐要求术前评估阶段尽量保持一致的时间窗,空间对齐要求围绕同一病灶区域提取可对应的特征,结局对齐则需以明确定义的临床或病理结局作为监督信号,使多模态特征在语义层面实现联合分析。

若同时存在模态缺失,可能导致特征空间出现不完整或不连续的观测,增强模型对可用模态的依赖。而模态不平衡则可能使高维模态在训练中占据更大权重,进而掩盖低维关键信息的贡献^[55]。

3.3 多组学融合预测复发风险 多组学信息来自不同生物学层面与临床维度,主要包括影像组学、病理组学、基因组学、转录组学、蛋白组学、代谢组学,以及临床病理特征、实验室指标和分子标志物。不同组学从形态结构、细胞组成与肿瘤微环境、分子变异与信号通路、疾病分期、治疗情况与宿主状态等方面提供互补信息。多组学融合的核心在于建立标准化的数据获取与对齐流程,并在此基础上结合不同模态信息,采用中间融合或注意力权重的特征整合策略。常见融合策略包括数据级融合、特征级融合、中间表示融合和决策级融合^[56]。在临床实践中,术后复发风险是影响CRC患者预后及治疗策略选择的关键因素。术前获得对术后复发风险的可靠预测,有助于在根治治疗后进行更精准的风险分层,从而为个体化治疗强度选择及定制化随访方案制定提供依据^[57]。鉴于复发过程受到肿瘤异质性、微环境及分子生物学行为等多种因素共同影响,单一影像或单一临床指标往往难以全面刻画复发风险;因此,需要引入多组学融合策略,通过联合影像组学与其他组学信息以提升模型对不同人群的鲁棒性与泛化能力。Saber等^[58]提出了一种整合CT影像、转录组RNA测序与临床数据(包括Fong临床风险评分)的多组学融合网络,用于预测结直肠癌肝转移(CRLM)患者术后2年内早期复发的风险。模型在129例前瞻性数据中预测复发风险的AUC达到0.750、准确率70.0%,显著优于单模态或传统评分体系,显示多组学互补在CRLM患者术后2年内复发风险分层中的潜在价值。

当前基于多组学的影像组学融合策略仍存在拼接式特征构建的局限。首先,若训练样本相对有限,或外部队列在影像采集与重建流程、组学测序平台及临床变量分布上存在差异,模型可能更易学习到训练队列特有的表征,从而增加过拟合风险并削弱跨队列泛化稳定性。其次,多组学数据在真实研究中受可获得性限制,缺失不可避免;常用填补或替代策略可能改变特征分布,使其与真实临床、病理或分子状态产生偏离,进而影响模型性能评估的客观性与外推可信度^[59]。

综上,多模态、跨模态与多组学融合为CRC精准诊疗提供了整合多源信息的框架,有助于提升疗效评估、风险分层与复发预测的准确性与鲁棒性。需关注融合有效性的前提条件,尤其是模态在时间、空间与语义层面对齐,以及终点定义与分割定位

的一致性;若对齐不足,易造成表征偏移并影响跨队列的稳定性。同时,多模态研究还面临模态缺失与模态不平衡带来的特征分布改变与训练偏倚,影响外部验证的客观性与可重复性。未来应在多中心前瞻性与大样本验证中完善对齐与缺失、失衡建模策略,避免以特征拼接为主的粗放做法,强化机制解释与临床转化能力。

4 新视角:愿景、规范与临床转化

CRC影像组学模型要支撑精准诊疗,关键在创新研究思路、可执行的数据标准与可验证的临床应用路径。跨器官轴视角拓展局部表型分析,刻画器官间时空协同变化以增强可解释性。多中心差异需要覆盖采集入库、标注一致性、质量控制与元数据统一的全流程规范。前瞻性验证结合多学科综合协作诊疗用于检验临床决策价值并形成可用临床证据。

4.1 未来愿景:时空协同驱动的影像组学 传统影像组学研究主要聚焦于肿瘤本身或肿瘤转移的局部影像表型,缺乏对器官间时空协同演变规律的深度挖掘。当前,跨器官轴驱动的视角正推动这一领域迈向更全面的理解。在跨时空领域,Zhao等^[60]分析了来自4万余名受试者的多器官MRI数据,提出了一种心脑轴框架,确定了心脏MRI特征与脑部疾病相关大脑特征之间存在遗传相关性,并通过孟德尔随机化分析提示心脏表型对脑部疾病具有因果效应,强调了在疾病研究中采纳多器官视角的重要性。在跨时间领域,Zhou等^[61]基于基线MRI、术前MRI及其差异影像组学特征(delta radiomics)构建跨时间模型,发现其对初始不可切除肝细胞癌(HCC)转化治疗后病理完全缓解的预测优于单时间点模型,测试集和验证集AUC分别为0.835和0.783;联合甲胎蛋白(AFP)动态响应后进一步提升至0.920和0.857,提示治疗前后表型演变信息较单时间点静态特征更能反映肿瘤治疗应答。未来,CRC影像组学研究有望由单病灶、单时间点分析进一步转向跨器官、跨时间的时空协同模式,通过整合原发灶及关键转移相关器官在治疗前后和随访过程中的连续影像特征变化,并结合术前、术后常用临床指标,构建可用于术前患者筛选、治疗反应判断、术后复发风险评估和随访方案制定的模型,从而为临床个体化决策提供依据。

4.2 建设规范:标准化CRC影像数据库 高质量、多中心的影像数据库是推动CRC精准诊疗的基石。当前,国内外CRC影像数据库建设虽有进展,如癌症医学影像数据库(TCIA)和分子、影像与临床表型整合数据库(MIPD)^[62],但常存在因扫描参数和跨中心差异导致的“批次效应”,且在大样本、高质量、

可支撑多模态融合的标准化影像数据库建设方面仍有不足。面对这一现状,需以中国《结直肠癌CT影像数据库构建及质量控制专家共识》^[63, 64]和美国医学影像信息学学会《面向人工智能应用的医学影像数据开源工具指南》^[63, 64]等共识与指南为指导,建立切实可行的多维度数据标准化路径。(1)数据采集与入库标准化:完成伦理审批与患者DICOM信息匿名化,去除DICOM头的工具如北美放射协会DICOM匿名化工具(RSNA)、DICOM数据分析与归档平台(DIANA)。收录CRC患者临床、病理、基因与CRC原始影像数据,将DICOM转NIFTI并统一元数据,唯一编码按原发灶及转移分类存储,保证数据可溯源、可复核。(2)病灶标注与一致性检验:采用双盲独立标注流程对ROI进行半自动或全自动勾画,开展观察者间一致性检验;当组内相关系数(ICC) ≥ 0.80 时允许入库,未达标者由高资质诊断医师复核并修订后再入库。(3)质量控制、运行维护与评价:剔除重复数据并核对编码,检查序列与临床病理信息逐一对应;院内完成去标识化与权限分级管理,制定数据使用协议。采用联邦学习,CRC数据不出院,仅在本地训练并通过安全聚合上传模型更新,必要时共享脱敏特征与最小元数据。存储采

用本地硬盘双重保存并进行冷备份,云端服务器同步进行加密传输与定期云备份;全程记录与漏洞评估,确保评价结果可追溯、可复核,最大化保护患者隐私。

4.3 临床转化:前瞻性验证与模型落地 完成模型训练与多中心验证后,CRC影像组学的临床价值仍需经过前瞻性研究验证。为降低偏倚并提高可复现性,研究启动前应建立入组与评估框架,依据预先定义的采集流程与标注规范开展前瞻性队列或前瞻性多中心入组。随后在前瞻性队列研究中验证模型泛化能力,在研究中预先注册实验方案并明确临床终点,同时固定模型阈值参数并界定主要终点的允许偏差。在前瞻性验证阶段,应将影像组学模型纳入CRC多学科综合协作诊疗,实现模型决策输出,评估其对早期检出、分型一致性治疗决策支持的实际获益并量化回顾性研究建模决策误判带来的临床负担。最终,推动影像组学模型在CRC临床精准诊疗中的应用落地(图2)。

5 总结与展望

随着影像组学、多模态融合和多组学研究持续推进,CRC精准诊疗正向人机协作的临床决策支持

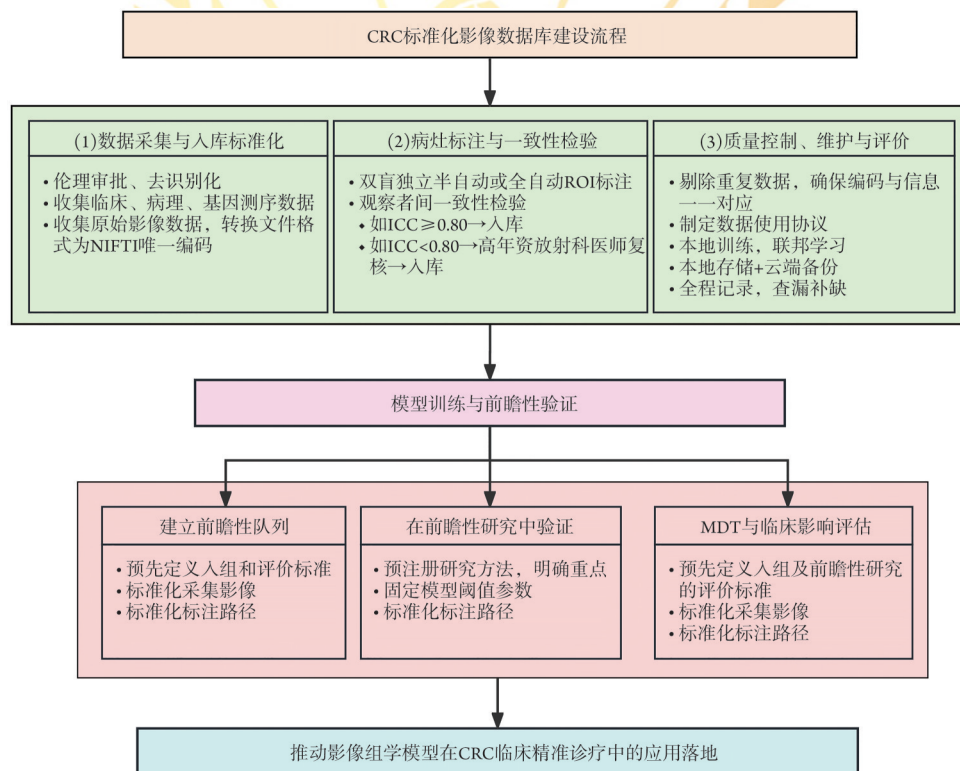


图2 CRC标准化数据库建设流程与临床转化路径

Fig.2 Workflow for building the CRC standardized database and the clinical translation pathway

该图展示了CRC影像组学标准化数据库建库、ROI标注及一致性检验、数据质量控制、模型训练与前瞻性验证流程。前瞻性队列为研究启动后按预设标准连续纳入并随访病例。ICC用于评价ROI标注一致性。MDT用于多学科会诊评估模型输出对临床决策与治疗策略的潜在影响。CRC. 结直肠癌; ROI. 感兴趣区域; ICC. 组内相关系数; MDT. 多学科诊疗模式

模式发展。AI能够用于辅助诊断与治疗决策，通过影像、病理、分子和临床数据融合构建更健全的证据链，为医师提供更精准的诊断依据。AI的应用并非替代医师，而是将临床中难处理、依赖医师经验的环节，逐步转化为可量化、可解释、能早期干预的临床决策体系。

展望未来，为增强影像组学在CRC精准诊疗中的可行性，需从多个环节发力。在技术框架开发方面，应建立标准化的数据采集、标注与处理规范，明确模型训练与验证的数据质量指标。例如，通过统一重建参数与分割准则，并利用ICC评估观察者一致性，同时规范去标识化与重采样流程以降低跨中心偏差。其目的在于减少测量差异与标注变异对特征与模型性能的影响，从源头提升数据可比性与可复现性。同时，应将可解释性与可追溯能力固化到系统功能中，使模型输出能够被理解与追责，并提前识别失效风险。例如，采用前瞻性或外部队列验证，并在模型卡或数据卡中记录训练数据范围与特征来源、偏倚风险，在外部验证中当AUC明显下降时触发警示。这样做有助于判断模型的适用边界，降低过拟合或分布漂移导致的误判，保障临床决策的可靠性。在监管政策制定方面，应完善医疗AI审批与安全评估路径，明确数据隐私保护、权限管理与合规审核要求。如依据风险分级落实数据访问分级授权与日志留痕。其意义在于提升过程透明度与审计可追溯性，避免关键数据环节不可控、难以追责。在临床技能培训方面，应对临床医师、诊断医师和AI医学标注员开展分类培训与考核，明确各角色职能与责任。培训可按任务拆分：临床医师需掌握决策建议的解读与复核流程，如学习如何结合不确定性及模型解释结果进行临床判断，从而避免将模型输出直接等同于结论；诊断医师需着重提升影像判读的一致性，例如强化分割策略与报告审核流程，从而提高特征质量与模型输入稳定性；AI医学标注员则需严格落实标注准则、质控抽查与医师复核机制，以确保标注可用、可检验、可持续。在医保支付与准入方面，应探索基于真实世界证据的结算机制，将AI辅助诊断与分层决策的临床获益纳入效能评估框架。如将模型辅助后是否改变分层决策、是否减少不必要检查或再入院以及是否改善生存或复发结局纳入评价，从而用结局指标检验真实获益，而非仅凭离线性能决定应用范围。通过上述多个环节协同推进，方可将人机协作从愿景转化为可复制、可持续的临床应用，从而全面保障医疗服务质量并增进患者福祉。

【参考文献】

- [1] Fu MX, Li YP, Wang J. Incidence and mortality of colorectal cancer in Asia in 2022 and projections for 2050[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2025, 40(5): 1143-1156.
- [2] 李彦国, 庞舒桐, 鲍欣然, 等. 鉴定胶质母细胞瘤不同影像学表型核心调控基因的临床研究[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2025, 23(8): 18-21.
- [3] Wu L, Wu H, Li C, *et al.* Radiomics in colorectal cancer[J]. *iRadiology*, 2023, 1(3): 236-244.
- [4] 李函宇, 张濛, 吕欣阳, 等. 全国放射影像设备配置现状及应用调查研究[J]. *临床放射学杂志*, 2024, 43(4): 669-674.
- [5] 刘士远. 医学影像科高质量发展的机遇与挑战[J]. *中华放射学杂志*, 2025, 59(1): 1-4.
- [6] 金东, 廖洪恩, 陈玉俊. 中国医疗器械关键核心技术和关键零配件现状调研报告(四期)[J]. *中国食品药品监管*, 2025, (10): 96-107.
- [7] Li H, Zhuang YP, Yuan WC, *et al.* Radiomics in precision medicine for colorectal cancer: a bibliometric analysis (2013-2023)[J]. *Front Oncol*, 2024, 14: 1464104.
- [8] 全媛媛, 郑婉婷, 黄珊蓉, 等. 健康公平: 医疗人工智能中的偏见与治理[J]. *医学与哲学*, 2024, 45(7): 36-41.
- [9] Tay YX, Foley S, Killeen R, *et al.* Impact and effect of imaging referral guidelines on patients and radiology services: a systematic review[J]. *Eur Radiol*, 2025, 35(1): 532-541.
- [10] Morelli L, Paganelli C, Marvaso G, *et al.* Addressing intra- and inter-institution variability of a radiomic framework based on apparent diffusion coefficient in prostate cancer[J]. *Med Phy*, 2024, 51(11): 8096-8107.
- [11] Ogut E. Artificial intelligence in clinical medicine: challenges across diagnostic imaging, clinical decision support, surgery, pathology, and drug discovery[J]. *Clin Pract*, 2025, 15(9): 169.
- [12] Mariotti F, Agostini A, Borgheresi A, *et al.* Insights into radiomics: a comprehensive review for beginners[J]. *Clin Transl Oncol*, 2025, 27(11): 4091-102.
- [13] 王彬瞻, 张炯, 王悦玲, 等. 基于增强CT的深度学习影像组学模型在术前鉴别结直肠黏液腺瘤与非黏液腺瘤中的应用[J]. *中华外科杂志*, 2025, 63(10): 926-935.
- [14] Howard FM, Hieromnimon HM, Ramesh S, *et al.* Generative adversarial networks accurately reconstruct pan-cancer histology from pathologic, genomic, and radiographic latent features[J]. *Sci Adv*, 2024, 10(46): eadq0856.
- [15] Varghese AJ, Gouthamchand V, Sasidharan BK, *et al.* Multi-centre radiomics for prediction of recurrence following radical radiotherapy for head and neck cancers: consequences of feature selection, machine learning classifiers and batch-effect harmonization[J]. *Phys Imaging Radiat Oncol*, 2023, 26: 100450.
- [16] Shin J, Seo N, Baek SE, *et al.* MRI radiomics model predicts pathologic complete response of rectal cancer following chemoradiotherapy[J]. *Radiology*, 2022, 303(2): 351-358.
- [17] Zhu Y, Wei YR, Chen ZW, *et al.* Different radiomics annotation methods comparison in rectal cancer characterisation and prognosis prediction: a two-centre study[J]. *Insights Imaging*, 2024, 15(1): 211.
- [18] Liu Y, Wei X Q, Feng X, *et al.* Repeatability of radiomics studies in colorectal cancer: a systematic review[J]. *BMC Gastroenterol*, 2023, 23(1): 125.
- [19] Oliver GR, Domingues AMDJ, Barnett CC. Batch effect correction

- in a functional colorectal cancer organoid clinical correlation study [Z]. Preprints, 2026. <https://doi.org/10.20944/preprints202602.1067.v1>.
- [20] Riberdy V, Guida A, Rioux J, *et al*. Radiomics in preclinical imaging research: methods, challenges and opportunities[J]. Npj Imaging, 2025, 3(1): 45.
 - [21] Sharma A, Mukhopadhyay T, Rangappa SM, *et al*. Advances in computational intelligence of polymer composite materials: machine learning assisted modeling, analysis and design[J]. Arch Computat Methods, 2022, 29(5): 3341-85.
 - [22] Huang EP, O'Connor JPB, Mcshane LM, *et al*. Criteria for the translation of radiomics into clinically useful tests[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2023, 20(2): 69-82.
 - [23] Zahed M, Skafyan M. Silhouette-based evaluation of PCA, Isomap, and t-SNE on linear and nonlinear data structures[J]. Stats, 2025, 8(4): 105.
 - [24] Fooladi M, Soleymani Y, Rahmim A, *et al*. Impact of different reconstruction algorithms and setting parameters on radiomics features of PSMA PET images: a preliminary study[J]. Eur J Radiol, 2024, 172: 111349.
 - [25] Battaglia C, Gambardella ML, Morano D, *et al*. Impact of radiomic and artificial intelligence on colorectal cancer: a narrative review[J]. Appl Sci, 2025, 15(24): 13174.
 - [26] Felicetti F, Lamonaca F, Carni DL, *et al*. Image quality standardization in radiomics: a systematic review of artifacts, variability, and feature stability[J]. Sensors, 2026, 26(3): 1039.
 - [27] Feng YR, Gong J, Wang YY, *et al*. Explainable multi-modal radiomics for early prediction of liver metastasis in rectal cancer: a multicentric study[J]. Insights Imaging, 2025, 16(1): 142.
 - [28] Li ZY, Li HL, Ralescu AL, *et al*. A novel collaborative self-supervised learning method for radiomic data[J]. Neuroimage, 2023, 277: 120229.
 - [29] Cè M, Chiriac MD, Cozzi A, *et al*. Decoding radiomics: a step-by-step guide to machine learning workflow in hand-crafted and deep learning radiomics studies[J]. Diagnostics (Basel), 2024, 14(22): 2473.
 - [30] Misera L, Mueller-Franzes G, Truhn D, *et al*. Weakly supervised deep learning in radiology[J]. Radiology, 2024, 312(1): e232085.
 - [31] Yang J, Cai D, Liu JW, *et al*. CRCFound: a colorectal cancer CT image foundation model based on self-supervised learning[J]. Adv Sci (Weinh), 2025, 12(41): e07339.
 - [32] Xie CY, Ning ZY, Guo T, *et al*. Multimodal data integration for biologically-relevant artificial intelligence to guide adjuvant chemotherapy in stage II colorectal cancer[J]. EBioMedicine, 2025, 117: 105789.
 - [33] Yang H, Liu J, Yang N, *et al*. Enhancing metastatic colorectal cancer prediction through advanced feature selection and machine learning techniques[J]. Int Immunopharmacol, 2024, 142(Pt A): 113033.
 - [34] Shi R, Sun J, Zhou ZK, *et al*. Deep multimodal fusion of patho-radiomic and clinical data for enhanced survival prediction for colorectal cancer patients[J]. NPJ Digit Med, 2025, 9(1): 86.
 - [35] Fayyaz AM, Abdulkadir SJ, Talpur N, *et al*. Grad-CAM (gradient-weighted class activation mapping): a systematic literature review [J]. Comput Biol Med, 2025, 198(Pt B): 111200.
 - [36] Asare A, Nguyen TH, Bagci U. Improved segmentation of polyps and visual explainability analysis[J]. 2026 International Conference on Artificial Intelligence, Computer, Data Sciences and Applications (ACDSA), 2025: 1-8.
 - [37] Raptis S, Ilioudis C, Theodorou K. From pixels to prognosis: unveiling radiomics models with SHAP and LIME for enhanced interpretability[J]. Biomed Phys Eng Express, 2024, 10(3).
 - [38] Yan X, Duan F, Chen L, *et al*. A multimodal MRI-based model for colorectal liver metastasis prediction: integrating radiomics, deep learning, and clinical features with SHAP interpretation[J]. Curr Oncol, 2025, 32(8): 431.
 - [39] Wang J, Liu M Q, Liao HM, *et al*. Development of deep learning-based narrow-band imaging endocytoscopic classification for predicting colorectal lesions from a retrospective study[J]. Nat Commun, 2025, 16(1): 8351.
 - [40] Lambert A, Soni A, Soukane A, *et al*. Drift-grad-cam method for enhanced segmentation predictions without model retraining[J]. Neural Comput & Applic, 2025, 37(3): 1375-1388.
 - [41] Takefuji Y. Beyond XGBoost and SHAP: unveiling true feature importance[J]. J Hazard Mater, 2025, 488: 137382.
 - [42] 傅旖, 马辰莺, 张露, 等. 生境分析在恶性肿瘤影像组学中的研究进展[J]. 国际肿瘤学杂志, 2024, 51(5): 292-297.
 - [43] Li H, Sui YQ, Tao YL, *et al*. Coupling habitat radiomic analysis with the diversification of the tumor ecosystem: illuminating new strategy in the assessment of postoperative recurrence of non-muscle invasive bladder cancer[J]. Acad Radiol, 2025, 32(2): 821-833.
 - [44] 孙赞, 李飞翔, 陈学敏, 等. 基于DCE-MRI生境影像组学可解释性机器学习模型预测直肠癌淋巴结转移的研究[J]. 磁共振成像, 2026, 17(1): 69-78.
 - [45] Dennis M, Huck J, Holt C, *et al*. Beyond the patch: leveraging functional habitat delineation in fragmentation-biodiversity research [J]. Landsc Ecol, 2026, 41(2): 37.
 - [46] Bi Q, Ai CH, Meng QY, *et al*. A multi-modal model integrating MRI habitat and clinicopathology to predict platinum sensitivity in patients with high-grade serous ovarian cancer: a diagnostic study [J]. Int J Surg, 2025, 111(7): 4222-4233.
 - [47] Jonnagaddala J, Shulajkovska M, Gradiak A, *et al*. Multimodal analysis of whole slide images in colorectal cancer[J]. NPJ Digit Med, 2025, 8(1): 719.
 - [48] Zhang YP, Zhang XY, Cheng YT, *et al*. Artificial intelligence-driven radiomics study in cancer: the role of feature engineering and modeling[J]. Mil Med Res, 2023, 10(1): 22.
 - [49] Staal FCR, Van Der Reijdt DJ, Taghavi M, *et al*. Radiomics for the prediction of treatment outcome and survival in patients with colorectal cancer: a systematic review[J]. Clin Colorectal Cancer, 2021, 20(1): S2-71.
 - [50] 李雪萌, 周燕飞, 王傲阳, 等. 基于多模态MRI可解释模型预测局部进展期直肠癌患者新辅助治疗疗效[J]. 磁共振成像, 2026, 17(1): 59-68, 122.
 - [51] Gupta J, Mehrotra M, Aggarwal A. Multimodal meta-learning for lung nodule classification under few-shot settings: a trustworthy AI framework with 2D-3D cross-modal alignment[J]. Pattern Anal Applic, 2026, 29: 51.
 - [52] Zhang YW, Zhang X, Zhong X, *et al*. Immunophenotype-guided interpretable radiomics model for predicting neoadjuvant anti-PD-1 response in stage III-IV d-MMR/MSI-H colorectal cancer[J]. J Immunother Cancer, 2025, 13(8): e011569.
 - [53] Huang YQ, Chen XB, Cui YF, *et al*. Enhanced risk stratification for stage II colorectal cancer using deep learning-based CT classifier

- and pathological markers to optimize adjuvant therapy decision[J]. *Ann Oncol*, 2025, 36(10): 1178-1189.
- [54] Wu R, Wang H, Chen HT, *et al*. Deep multimodal learning with missing modality: a survey[J]. *Trans Mach Learn Res*, 2024, 2026.
- [55] Zhou D, Gao S, Huang XR. Strategies for class-imbalanced learning in multi-sensor medical imaging[J]. *Sensors (Basel)*, 2026, 26(6): 1998.
- [56] Li B, Xiao M, Zeng R, *et al*. Developing a multiomics data-based mathematical model to predict colorectal cancer recurrence and metastasis[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2025, 25 (Suppl2): 188.
- [57] Zhang JJ, Liu YM, Li YW, *et al*. Development of a risk prediction model for personalized assessment of postoperative recurrence risk in colon cancer patients[J]. *Transl Cancer Res*, 2024, 13(11): S873-S882.
- [58] Saber R, Carneiro M, Montagnon E, *et al*. Multi-omics fusion network for prediction of early recurrence in colorectal liver metastases[J]. *NPJ Precis Oncol*, 2026, 10(1): 61.
- [59] Flores JE, Claborne DM, Weller ZD, *et al*. Missing data in multi-omics integration: recent advances through artificial intelligence[J]. *Front Artif Intell*, 2023, 6: 1098308.
- [60] Zhao BX, Li TF, Fan ZR, *et al*. Heart-brain connections: phenotypic and genetic insights from magnetic resonance images[J]. *Science*, 2023, 380(6648): 934.
- [61] Zhou SQ, Wang LN, Wu LF, *et al*. Deep learning-assisted tumor radiomic dynamics on MRI predict pathological complete response in HCC undergoing immune-based therapy followed by hepatectomy[J]. *Hepatology*, 2026. doi: 10.1097/HEP.0000000000001724.
- [62] Zhao JJ, Wu M, Wan MH, *et al*. MIPD: molecules, imagings, and clinical phenotype integrated database[J]. *Database (Oxford)*, 2025, 2025: baaf029.
- [63] 周俊林, 洪楠, 张惠茅, 等. 结直肠癌CT影像数据库构建及质量控制专家共识[J]. *中国医学影像学杂志*, 2025, 33(1): 1-9.
- [64] Vahdati S, Khosravi B, Mahmoudi E, *et al*. A guideline for open-source tools to make medical imaging data ready for artificial intelligence applications: a Society of Imaging Informatics in Medicine (SIIM) survey[J]. *J Imaging Inform Med*, 2024, 37(5): 2015-2024

(责任编辑: 纪方方)

解放军医学杂志®