中国现代普通外科进展
Chin J Curr Adv Gen Surg
2025年7月 第28卷 第7期 Jul. 2025 Vol. 28 No. 7

西藏地区直肠癌术前影像学与病理学评估的融合及AI可视化研究

宋彬彬[1] 仲光熙[1] 尼玛玉珍[1] 陈彪[2] 拉姆群尼[1]

西藏自治区人民医院 [1]超声医学科 [2]普外科 （西藏 拉萨 850000）

【摘要】研究西藏地区直肠癌术前影像学与病理学评估的融合及可视化情况。回顾性分析西藏自治区人民医院2022年1月—2023年1月收治的直肠癌患者的临床诊断及病理资料。所有患者均常规在术前给予直肠腔内超声（ERUS）和直肠核磁共振成像（MRI）影像学诊断。另根据所得诊断结果建立人工智能（AI）模型。分析患者术前影像学与病理学结果的关系，不同评估方案对局部复发率（LRR）及无病生存率（DFS）预测效果的Logistic回归分析，比较临床医师对不同方法可视化预测效果的评分。按照患者的纳入及排除标准，共有435例直肠癌患者成功入组研究。以术后病理学结果为金标准，术前影像学AI诊断的LRR、DFS、敏感度及准确度均分别较ERUS及MRI显著提高（$P<0.05$）。AI评估方案对LRR及DFS预测效果相对ERUS及MRI更佳（$P<0.05$）。临床医师对AI可视化预测效果的评分分别明显高于ERUS及MRI的分值（$P<0.05$）。西藏地区直肠癌术前影像学AI技术与病理学评估的融合及可视化情况较好，能够通过多中心数据评估模型和模型的主动优化，对直肠癌术前评估的价值较高，值得推广。

【关键词】西藏地区•直肠癌•术前影像学•病理学•评估•融合•可视化研究
【中图分类号】R735.3+7
【文献标识码】B DOI: 10.3969/j.issn.1009-9905.2025.07.013
【文章编号】1009-9905（2025）07-0574-06

2018年，国家癌症中心发布的全国最新癌症报告显示，结直肠癌是我国发病率第3位、死亡率第5位的常见恶性肿瘤，全国每年新发病例约38.8万，死亡病例18.7万，且年轻化趋势显著[1]。与结肠癌相比，我国直肠癌占比更高（约占结直肠癌的半数以上）[2]，多数患者确诊时已属中晚期，高发病率和较差预后给家庭及社会经济带来巨大负担，而早期诊断、规范治疗及精准术前评估是改善预后的核心环节。

西藏自治区直肠癌发病率和病死率均同样呈上升趋势。但目前自治区尚未系统开展规范化的直肠癌术前评估，临床诊疗不规范导致大量患者无法及时获得合理干预。当前直肠癌术前评估依赖直肠腔内超声（endorectal ultrasonography, ERUS）和核磁共振成像（magnetic resonance imaging, MRI），但两者在肿瘤侵犯深度、淋巴结转移等评估中存在局限性，难以直观体现影像-病理数据的协同预后价值，也无法精准判断放化疗后肿瘤退缩情况，严重制约个体化治疗实施[3-4]。在人工智能（artificial intelligence, AI）辅助下，融合影像与病理学数据并转化为临床决策，是直肠癌诊疗的重要发展方向。本研究引入AI技术构建直肠癌术前风险及新辅助治疗疗效评估模型，探索术前影像学与病理学评估的融合及可视化应用，为西藏地区直肠癌精准诊疗提供参考。

1 资料与方法

1.1 一般资料 回顾性分析2022年1月—2023年1月西藏自治区人民医院收治的直肠癌患者的临床诊断及病理资料。纳入标准：（1）患者均符合直肠癌的有关诊断标准[5]，且经组织病理学确诊为直肠腺癌；（2）TNM临床分期为T_1～T_3期；（3）年龄≥45岁。排除标准：（1）其他恶性肿瘤；（2）无法实施TNM

[基金项目] 西藏自治区自然科学基金组团式医学援藏项目[XZ2022ZR-ZY01（Z）]
[通信作者] 宋彬彬，E-mail: songbinbin1020@163.com

分期评估；(3)已发生远处器官转移；(4)资料数据缺失。最终纳入435例患者，其中男242例，女193例；年龄45～89岁，平均(68.24±3.23)岁。经手术治疗后的癌灶下缘距离肛缘3～8 cm，平均(5.33±1.34)cm。该研究经医院伦理委员会批准(ME-TBHP-22-KJ-039)。

1.2　研究方法　所有患者术前均行ERUS和MRI检查，基于影像诊断及术后病理结果构建AI模型。

1.2.1　AI模型构建　模型研发流程见图1，核心环节围绕“影像学+病理学多模态数据融合”设计。(1)数据预处理：同步采集ERUS影像(肿瘤边界、肌层侵犯深度)、MRI影像(T分期、血管侵犯征象)及术后病理数据(组织学分型、分化程度、微卫星不稳定性)，标准化影像特征与病理参数；(2)多模态特征筛选：从ERUS(72个特征)、MRI(85个特征)及病理切片(30个特征)中提取共187个候选特征，通过随机森林算法筛选出与局部复发率(local recurrence rate, LRR)、无病生存率(disease-free survival, DFS)强关联的23个核心特征(影像15个+病理8个)；(3)模型训练与验证：采用Light GBM算法构建预测模型，以5折交叉验证优化参数(学习率0.05，树深度6)，引入外院直肠癌数据验证模型泛化能力；(4)动态迭代优化：模型部署后，持续纳入西藏地区新病例更新训练集，每6个月基于最新随访数据重新校准参数，确保适配高原地区患者特征。

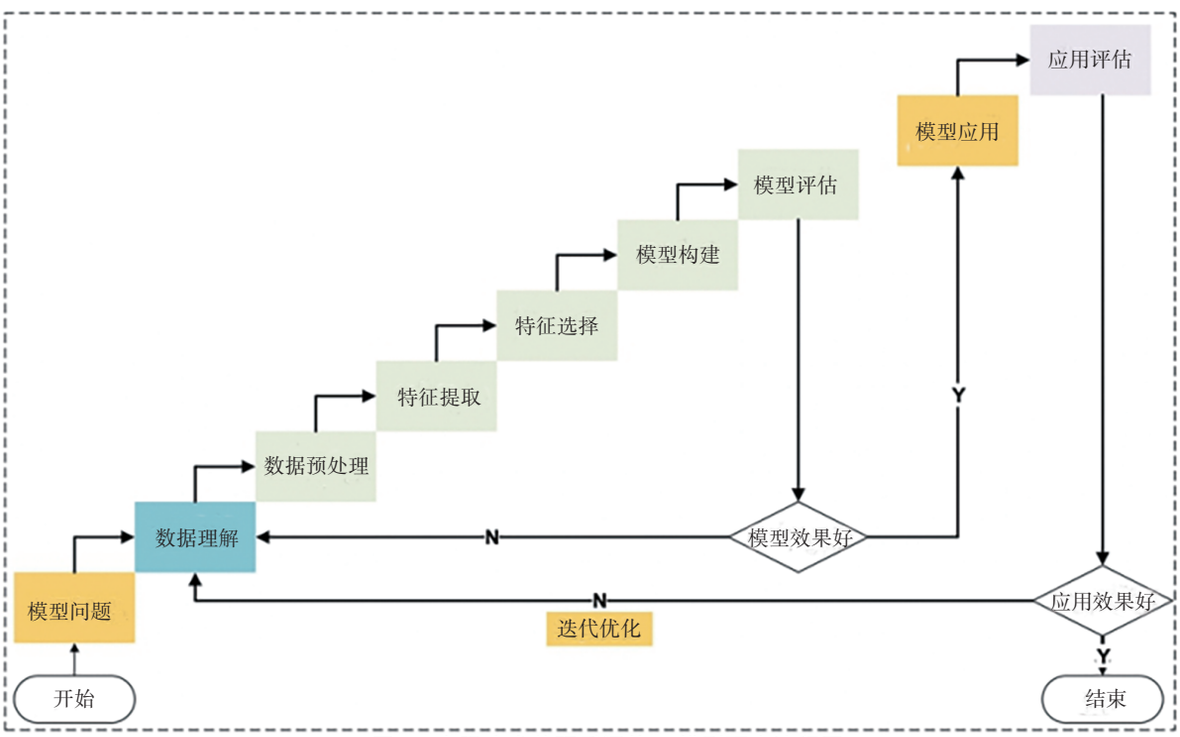


图1　直肠癌术前预后评估AI模型研究流程图

1.2.2　术前风险评估模型建立　术前风险评估模型包含2个子模型。(1)LRR模型：model1为基于患者的影像数据和病理数据预测患者的(3年)LRR r_1，即 $f_1(x_{影像}, x_{病理}) \rightarrow r_1$；(2)DFS模型：model2为基于患者的影像数据和病理数据预测患者的(3年)DFS r_2，即 $f_2(x_{影像}, x_{病理}) \rightarrow r_2$。然后结合LRR r_1和DFS r_2，计算出总的预后风险指标 $r=\alpha r_1+(1-\alpha)r_2$。再结合国际国内治疗指南和经验研究得出合理的权重系统α，从而使得风险指标可以更好地体现实际风险情况。针对模型预测的LRR r_1，则基于 r_1 的风险分类阈值，即通过阈值将 r_1 划分到极高、高、中、低4个风险组中，指导临床选择合理的手术方案，见图2。

1.2.3　模型算法融合　风险评估模型主要考虑通过人工从影像中提取重要医学特征，结合病理数据构建AI模型，并基于模型输出相应的规则，模型需具有可解释性，来指导临床决策。基于此，模型将采用传统的机器学习算法，如逻辑回归(logistic regression, LR)、随机森林和决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)等算法模型实现。(1)医学图像信息提取。通过治疗前的影像数据，由人工提取出完整的医学特征信息，如肿瘤位置、大小、临床分期等；从不同的影像提取不同维度的数据直接进行整合，形成面向影像数据的各种特征。(2)多信息融合。整合不同类型的特征数据，如病理数据及影像数据，形成后续模型训练的样本特征数据X。(3)获得患者的标签。不同模型对应的患者标签不同，具体如下：LRR

模型对应的样本数据中，每个患者的标签为患者预后3年是否出现局部复发，即局部复发/未局部复发。DFS模型对应的样本数据中，每个患者的标签为患者预后3年期无病生存，即小于3年期无病生存/大于3年期无病生存。(4)研究及模型训练。根据模型的需求，本项目将采用LR、随机森林和GBDT等模型进行训练，每个模型在给出患者的预测结果的同时输出3年复发/无病生存的概率，见图3。

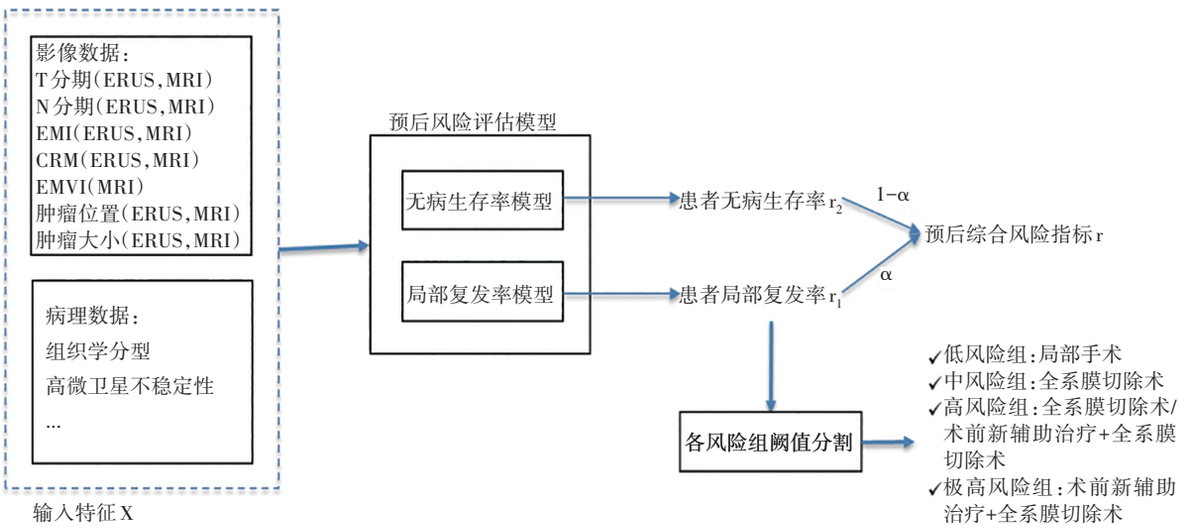


图2　直肠癌术前预后风险评估模型的整体流程

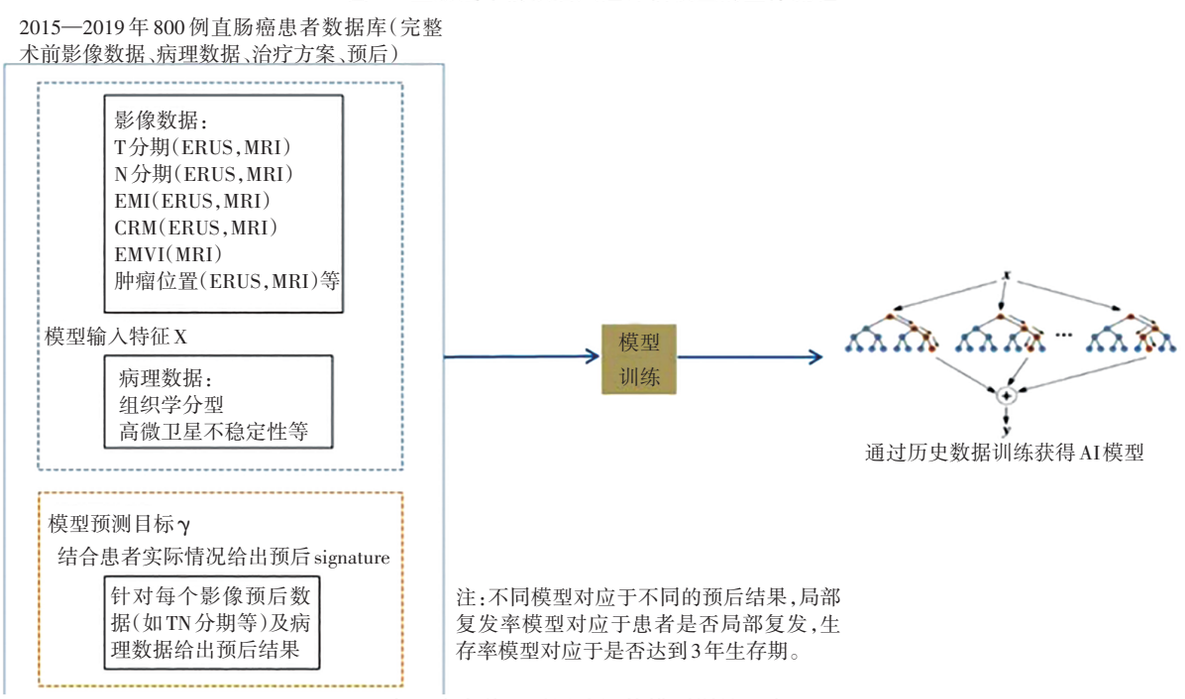


图3　直肠癌术前预后风险评估模型训练示意图

1.2.4　决策树模型情况　决策树模型针对患者局部复发率的评估是基于其最后所有叶子节点的相对概率来评估的。在决策树训练完成后，每个患者会根据其属性信息沿着分裂节点的分枝条件最终被分类到一个叶子节点，那么该患者的局部复发率即为该叶子节点的复发患者的比例。随机森林模型采用集成学习的思想，分别独立构建多棵决策树，然后融合多棵决策树的结果进行预测，见图4。将直肠癌患者的特征信息分别输入到随机森林的每个模型中，最终通过投票或者平均的方式获得最终结果。

1.2.5　模型的预测与评估　采用5折交叉验证的思想对模型进行训练和评估。将整体数据随机拆分成5份，每次模型依次采用其中一份作为测试集，剩下的作为训练集；然后输出该模型在对应测试集上的各项指标，如准确率、召回率、受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线下面积(area under the curve, AUC)等；最后综合考虑5份指标的结果情况，给出全面模型评估，见图5。

1.2.6　模型优化　实际应用过程中，模型给出预测值，通过设定的风险阈值定义直肠癌患者的风险水

平，从而给出对应的治疗方案。治疗后的随访会给出真实的预后，从而实现对模型预后预测结果的评估。相关数据将进一步纳入模型训练数据库，实现不断的样本积累并优化模型，见图6。

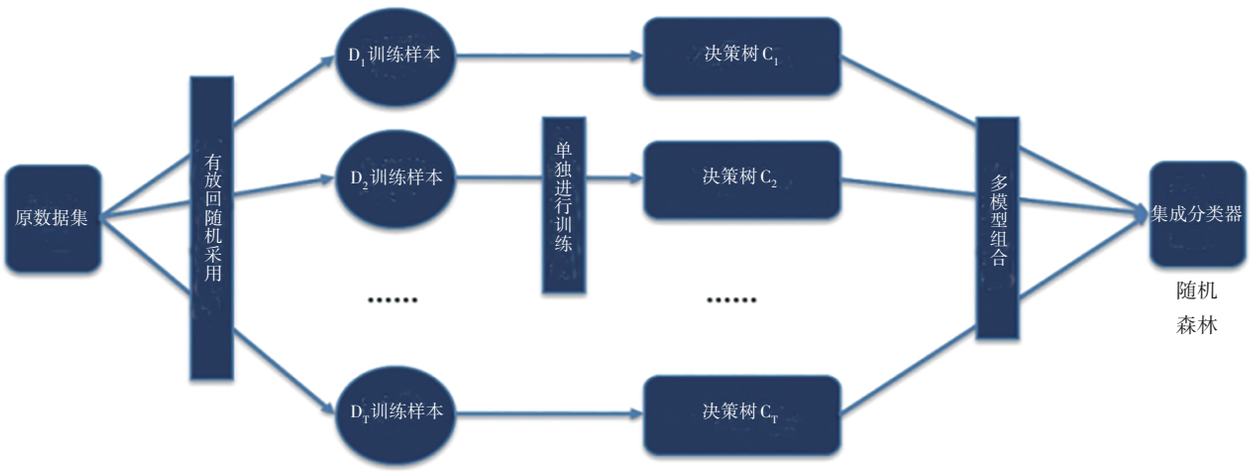


图4　直肠癌术前预后评估随机森林训练流程图

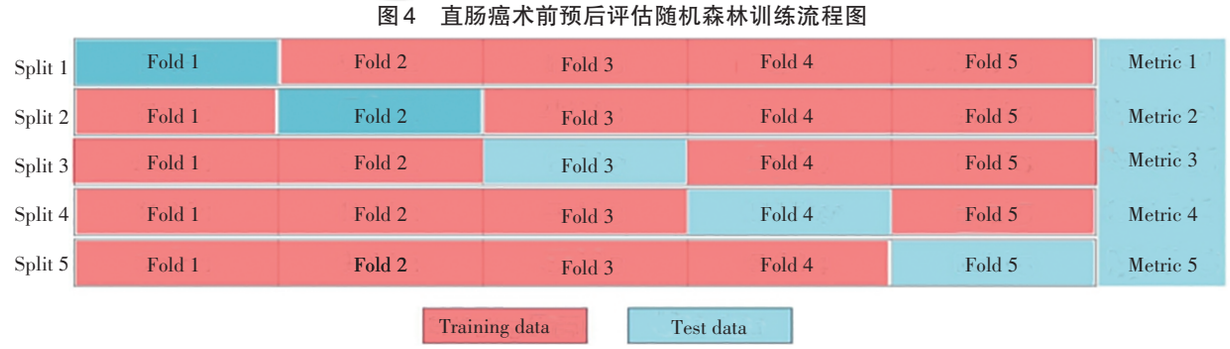


图5　直肠癌术前预后评估5折交叉验证示意图

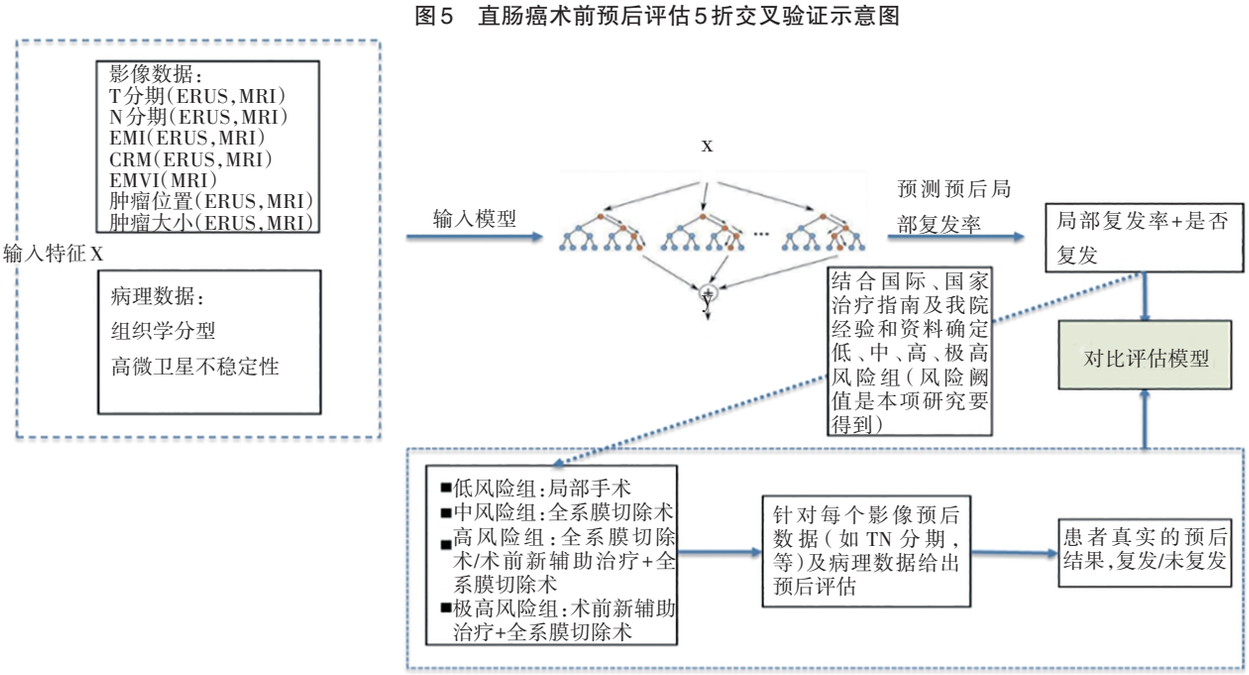


图6　直肠癌术前预后评估模型持续验证示意图

1.3　观察指标　分析患者术前影像学特征与病理学结果的关联，比较ERUS、MRI及AI模型对术后3年LRR和DFS的预测效能(采用Logistic回归模型)。同时，通过验证量表(信度系数0.733，效度系数0.709，共12个条目)评估临床医师对可视化预测效果的评分，维度包括影像可读性、预测精准性、操作简便性(每项满分5分，分值越高提示可视化效果越好)。

1.4　统计学处理　采用SPSS24.0软件，计数资料用率(%)表示，组间比较采用χ^2检验。计量资料用$\bar{x}\pm s$表示，组间比较采用独立样本t检验。多组间差异

（ERUS、MRI、AI的预测效能对比）采用单因素方差分析（One-Way ANOVA）；多因素分析采用Logistic回归模型，筛选LRR及DFS的独立预测因子。$P<0.05$表示差异有统计学意义。

2　结果

2.1　术后生存与影像-病理关联分析　术后对患者进行36个月随访（随访率98.6%），生存分析结果显示，手术后的LRR为17.93%（78/435），DFS为45.75%（199/435）。以术后病理学为金标准，术前影像学AI诊断的LRR、DFS、敏感度及准确度均分别较ERUS及MRI显著更高（$P<0.05$），见表1。

2.2　不同评估方案对LRR及DFS预测效果的Logistic回归分析　AI评估方案对LRR及DFS预测效果相对ERUS及MRI更佳（$P<0.05$），见表2。

表1　直肠癌术前影像学与病理学结果的关系分析

项目	例数	LRR [例(%)]	DFS [例(%)]	敏感度（%）	特异度（%）	准确度（%）	约登指数
ERUS	435	51（11.72）	164（37.70）	71.78	69.72	71.26	0.415
MRI	435	55（12.64）	167（38.39）	73.45	73.96	73.56	0.474
AI	435	76（17.47）^{ab}	196（45.06）^{ab}	85.79^{ab}	55.07	80.92^{ab}	0.409

a：与ERUS比较，$P<0.05$；b：与MRI比较，$P<0.05$。

表2　不同评估方案对直肠癌LRR及DFS预测效果的Logistic回归分析

变量	LRR		DFS	
	单因素分析	多因素分析	单因素分析	多因素分析
ERUS				
*OR*值（95% *CI*）	2.194（0.833～8.116）		2.165（0.794～7.259）	
*P*值	0.137		0.109	
MRI				
*OR*值（95% *CI*）	3.542（1.021～10.290）	3.473（1.015～20.395）	3.419（1.018～12.352）	3.376（1.013～10.947）
*P*值	0.011	0.026	0.020	0.029
AI				
*OR*值（95% *CI*）	5.580（1.379～17.214）	5.576（0.378～26.582）	4.978（1.035～15.308）	4.854（1.027～13.298）
*P*值	<0.001	0.002	0.003	0.003

2.3　临床医师对不同方法可视化预测效果的评分比较　临床医师对AI可视化预测效果的评分分别明显高于对ERUS及MRI的分值（$P<0.05$），见表3。

表3　临床医师对不同方法可视化预测效果的评分比较（分，$\bar{x}\pm s$）

组别	例数	影像可读性	预测精准性	操作简便性
ERUS	435	4.18±0.33	4.20±0.46	4.22±0.34
MRI	435	4.21±0.29	4.53±0.22	4.20±0.37
AI	435	4.73±0.26^{ab}	4.82±0.18^{ab}	4.75±0.24^{ab}
*F*值		478.901	429.496	409.470
*P*值		<0.001	<0.001	<0.001

a：与ERUS比较，$P<0.05$；b：与MRI比较，$P<0.05$。

3　讨论

近年来，随着新辅助治疗及多学科协作诊疗模式等新技术在直肠癌临床实践中的应用，对患者进行精准术前评估不仅限于手术方式选择、预后评估，更重要的是指导个体化综合治疗方案和流程的选择，使患者生存获益[6-8]。因此，精准的术前评估对于直肠癌患者显得尤为重要。如何精准评估术前风险及新辅助治疗的疗效，如何将术前数据整合，以LRR和DFS的直观形式提供给临床，是目前西藏自治区及国内其他区域各级医疗机构亟待解决的难题。越来越多的国内外研究将焦点转移至AI，期望通过AI方法来破解这一难题[9-10]。

本研究结果显示，以术后病理学为金标准，术前影像学AI诊断的LRR、DFS、敏感度及准确度均分别较ERUS及MRI显著增高，且AI评估方案对LRR及DFS预测效果相对ERUS及MRI更佳，这些结果提示了术前影像学AI的诊断价值相对ERUS及MRI更高。分析原因，主要与AI这一先进技术的应用有关。目前ERUS和MRI提供的大多数诊断信息，如肿瘤大小等，是可以用数字形式提供的，便于AI提取和分析[11-12]。此外，影像和病理数据与局部复发、远处转移密切相关。而采用AI模型，可构建各种数据和预后之间的复杂关联模型。基于决策树相关模型，可清晰观察不同决策分析带来的效果，通过规则转化实现更好解释，产生相对更好的诊断结果，从而指导临床决策。随着AI在21世纪突飞猛进的发展，AI技术有效结合医学丰富的影像数据，充分提取了图像中多层次的疾病特征，实现了更好的辅助决策支持。2012年，影像组学的概念被提出，即结合大数据、AI等技术，分析影像特征、临床数据、基因数据等与预测目标之间的关联，通过算法自动构建预测模型，实现疾病的分期分型、临床完全缓解率预测及患者生存期预测等[13-14]。通过结合传统AI技术和深度学习的AI技术，影像组学已经在肿瘤学领域中实现肿瘤区域分割、诊断、表型亚型与预后分析[15-16]。但

目前AI在直肠癌预后评估领域的应用尚缺乏系统性研究。实际上，直肠癌的形态和分子改变、预后等特性有一定的对应关系，例如高微卫星不稳定性结直肠癌更易出现较多淋巴细胞的浸润，更易有较多黏液分泌。目前的组织学分类能够对这种形态进行部分分辨，但仅是基于人眼识别的较为粗糙的状态。AI可以识别更为细微的变化，因此可能将形态学与肿瘤的预后、分子改变联系起来，通过AI的精准识别，提示相应的分子分型、药物疗效与预后等，使未来的诊断更为精准高效[17]。随着AI技术的发展及其与临床数据的紧密结合，肿瘤影像数据结合临床数据，在AI辅助下转换成临床决策，是今后肿瘤临床诊疗路径中的重要发展方向。因此在肿瘤术前评估领域，AI技术的介入结合大数据挖掘，使得影像学和病理学等大数据在AI筛选、梳理和提取后，可转换成有效的临床决策。同时，本研究还发现，临床医师对AI可视化预测效果的评分明显高于对ERUS及MRI的分值（$P<0.05$），这提示了临床医师对AI可视化预测效果的认可程度也较高。分析原因，主要与AI应用基于大数据挖掘的自动处理算法，能够更加精准地对可视化预测效果产生反馈，且诊断价值较高，最终更易得到临床医师的认可。本研究在原有工作基础上，应用新兴的大数据挖掘等AI技术，经过抽丝剥茧，识别出关键的影像和病理数据与预后的关联，将数据整合、可视化，即将数据转化为直观的LRR和DFS提供给临床。未来可采用多中心数据评估模型和模型的主动优化，为直肠癌精准、个体化治疗方案的制定提供更可靠的依据，为大体量直肠癌术前评估平台的建立奠定基础，填补自治区在术前评估方向的空白。

综上所述，西藏地区直肠癌术前影像学AI技术与病理学评估的融合及可视化情况较好，能够通过多中心数据评估模型和模型的主动优化，对直肠癌术前评估的价值较高，值得推广。

参 考 文 献

[1] Chen W, Zheng R, Baade PD, et a1. Cancer Statistics in China, 2018 [J]. CA Cancer J Clin, 2018, 66 (2): 115-132. DOI: 10.3322/caac.21338.

[2] 孟祥安，郝永欣，骆允，等.基于多模态超声参数及临床指标的结直肠癌变诊断的预测模型[J].中国现代普通外科进展，2025，28（1）：17-22. DOI: 10.3969/j.issn.1009-9905.2025.01.004.

[3] Glynne-Jones R, Wyrwicz L, Tiret E, et al. Rectal cancer: ESMO clinical practice guidelines for diagnosis, treatment and follow-up[J]. Ann Oncol, 2017, 28 (Suppl 4): iv22-iv40. DOI: 10.1093/annonc/mdx224.

[4] Gürses B, Böge M, Altinmakas E, et al. Multiparametric MRI in rectal cancer[J]. DiagnIntervRadiol, 2019, 25 (3): 175-182. DOI: 10.5152/dir.2019.18189.

[5] Roodbeen SX, de Lacy FB, van Dieren S, et al. Predictive factors and risk model for positive circumferential resection margin rate after transanal total mesorectal excision in 2653 patients with rectal cancer [J]. Ann Surg,2019,270(5):884-891. DOI: 10.1097/SLA.0000000000003516.

[6] 王晓峰，郝敏.甲状腺癌术前精准评估的方法及应用价值[J].中国现代普通外科进展，2022，25（4）：329-331. DOI: 10.3969/j.issn.1009-9905.2022.04.023.

[7] Zhong GX, Xiao Y, Zhou W, et al. Value of endorectal ultrasonography in measuring the extent of mesorectal invasion and substaging of T3 stage rectal cancer[J]. Oncol Lett, 2017,14(5): 5657-5663. DOI: 10.3892/ol.2017.6906.

[8] 仲光熙，张璟，戴晴，等.直肠腔内超声在直肠癌术前环周切缘评估中的作用[J].协和医学杂志，2015，6(2)：128-132. DOI: 10.3969/j.issn.1674-9081.2015.02.011.

[9] 肖毅，薛华丹，仲光熙，等.基于术前影像学和术后病理结果分析直肠癌新辅助治疗后临床完全缓解状况的临床意义[J].中华胃肠外科杂志，2015，18(5)：474-477. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1671-0274.2015.05.018.

[10] Liu S, Zhong GX, Pan WD et al. Can endorectal Ultrasound, MRI, and mucosa integrity accurately predict the complete response for mid-low rectal cancer after preoperative chemoradiation? A prospective observational study from a single medical center[J]. Dis Colon Rectum, 2018, 61(8): 903-910. DOI: 10.1097/DCR.0000000000001135.

[11] 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. DOI: 10.1016/j.ejca.2011.11.036.

[12] Wang S, Zhou M, Liu ZY, et al. Central focused convolutional neural networks: Developing a data-driven model for lung nodule segmentation[J]. Med Image Anal, 2017, 40 (3): 172- 183. DOI: 10.1016/j.media.2017.06.014.

[13] Bera K, Schalper KA, Rimm DL, et al. Artificial intelligence in digital pathology - new tools for diagnosis and precision oncology[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2019, 16 (11): 703-715. DOI: 10.1038/s41571-019-0252-y.

[14] Koelzer VH, Sirinukunwattana K, Rittscher J, et al. Precision immunoprofiling by image analysis and artificial intelligence[J]. Virchows Arch, 2019, 474(4): 511-522. DOI: 10.1007/s00428-018-2485-z.

[15] Shimizu H, Nakayama KI. Artificial intelligence in oncology[J]. Cancer Sci, 2020, 111 (5): 1452-1460. DOI: 10.1111/cas.14377.

[16] Sultan AS, Elgharib MA, Tavares T, et al. The use of artificial intelligence, machine learning and deep learning in oncologic histopathology[J]. J Oral Pathol Med, 2020, 10: 1111-1115. DOI: 10.1111/jop.13042.

[17] Guo J, Liu Z, Shen C, et al. MR-based radiomics signature in differentiating ocular adnexal lymphoma from idiopathic orbital inflammation[J]. Eur Radiol, 2018, 28 (9): 3872-3881. DOI: 10.1007/s00330-018-5381-7.

（收稿日期：2023-11-13）