

## Multimodal MRI radiomics and SHAP analysis for predicting lymphovascular invasion of rectal cancer

TAO Xiang<sup>1</sup>, LIU Mengyue<sup>1</sup>, CHEN Fang<sup>1</sup>, ZHUANG Ying<sup>2</sup>, GU Qinghua<sup>1\*</sup>

(1. Department of Radiology, 2. Department of Pathology, Suzhou Yongding Hospital, Suzhou 215200, China)

**[Abstract]** **Objective** To explore the value of multimodal MRI radiomics and SHAP analysis for predicting lymphovascular invasion (LVI) of rectal cancer (RC). **Methods** Totally 157 RC patients who underwent rectal MR examination were retrospectively included and randomly divided into training set ( $n=109$ ) and test set ( $n=48$ ) at a ratio of 7 : 3. ROI of lesions in oblique and transverse high-resolution T2WI and contrast-enhanced T1WI (T1C) were segmented layer by layer, radiomics features were extracted. T2WI, T1C and T1C-T2WI models were established, and the best radiomics model was selected to construct a combined model with clinical features. Receiver operating characteristic (ROC) curves were drawn, and the area under the curve (AUC) was calculated to evaluate efficacy of these models. SHAP analysis was then used to evaluate the interpretability of prediction of the models. **Results** MR extramural vascular invasion (EMVI) was identified as an independent clinical predictor, and a clinical model was constructed. Fifteen, 9 and 17 features were selected from T2WI, T1C and T1C-T2WI, respectively, and relative models were constructed. T1C-T2WI model was the best radiomics model. A combined model was established based on T1C-T2WI model combining with MR EMVI, and AUC of the combined model in training and test sets was 0.924 and 0.899, respectively, higher than that of clinical model and T1C-T2WI model, having good predicting probabilities and good clinical net returns. SHAP analysis revealed the key variables that affect the prediction of multimodal models. **Conclusion** Multimodal radiomics combined with clinical features could effectively predict LVI status of RC. SHAP could well explain the influence of features on model's prediction probability.

**[Keywords]** rectal neoplasms; multimodal imaging; lymphovascular invasion; SHAP

DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2026.03.011

## 基于多模态 MRI 影像组学及 SHAP 分析预测 直肠癌脉管侵犯

陶响<sup>1</sup>, 刘梦玥<sup>1</sup>, 陈芳<sup>1</sup>, 庄英<sup>2</sup>, 顾清华<sup>1\*</sup>

(1. 苏州永鼎医院影像科, 2. 病理科, 江苏 苏州 215200)

**[摘要]** **目的** 观察多模态 MRI 影像组学及 SHAP 分析预测直肠癌(RC)脉管侵犯(LVI)的价值。**方法** 回顾性收集接受直肠 MR 检查的 157 例 RC, 按 7 : 3 随机划分训练集( $n=109$ )与测试集( $n=48$ ); 分别于斜横轴位高分辨率 T2WI 及对比增强 T1WI(T1C)中逐层分割病灶, 提取病灶影像组学特征并建立 T2WI、T1C 及 T1C-T2WI 模型, 以其中最佳者联合临床特征构建联合模型; 绘制受试者工作特征(ROC)曲线, 计算曲线下面积(AUC)评估模型效能, 并以 SHAP 分析评价模型预测的可解释性。**结果** MR 壁外血管侵犯(EMVI)为临床独立预测因子, 以之构建临床模型。分别于 T2WI、T1C 及 T1C-T2WI 中选出 15、9 及 17 个特征用于构建相应模型。T1C-T2WI 模型为最佳影像组学模型, 联合 MR EMVI 建立的联合模型在训练集和测试集的 AUC 分别为 0.924 和 0.899, 高于临床模型及 T1C-T2WI 模型, 且预测概率和临床

**[第一作者]** 陶响(1992—), 男, 江苏徐州人, 本科, 主管技师。研究方向: 人工智能。E-mail: 1937210216@qq.com

**[通信作者]** 顾清华, 苏州永鼎医院影像科, 215200。E-mail: 335092646@qq.com

**[收稿日期]** 2025-06-24 **[修回日期]** 2025-11-29

净收益均良好。SHAP 分析揭示了影响多模态模型预测的关键变量。**结论** 基于多模态影像组学联合临床特征能有效预测 RC LVI 状态;利用 SHAP 可很好地解释特征对于模型预测概率的影响。

**[关键词]** 直肠肿瘤;多模态成像;脉管侵犯;SHAP

**[中图分类号]** R735.3;R445.2 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1003-3289(2026)03-0372-07

结直肠癌(colorectal cancer, CRC)发病率位居全球恶性肿瘤第 3 位,直肠癌(rectal cancer, RC)占其中的 30%~40%<sup>[1]</sup>。脉管侵犯(lymphovascular invasion, LVI)是影响 RC 预后的关键因素之一<sup>[2-4]</sup>,术前无创预测 LVI 对实现精准治疗至关重要。目前主要依赖术后病理检测 LVI 状态,费用高、耗时长且存在一定风险。MRI 不仅能预测 RC 壁外血管侵犯(extramural vascular invasion, EMVI)及肿瘤临床病理特征<sup>[5-6]</sup>,还能有效评估淋巴结转移及新辅助治疗效果<sup>[7-8]</sup>。基于 T2 mapping 中的 RC T2 值可预测 LVI 状态<sup>[9]</sup>;影像组学可提高诊断效能<sup>[10]</sup>。本研究观察多模态 MRI 影像组学及 SHAP 分析预测 RC LVI 的价值。

## 1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性收集 2018 年 1 月—2025 年 2 月苏州永鼎医院 157 例接受直肠 MR 检查的 RC,根据 LVI 状态将其分为 LVI 阳性组( $n=55$ )与阴性组( $n=102$ )。阳性组男 35 例、女 20 例,年龄 28~91 岁、中位年龄 70 岁;阴性组男 71 例、女 31 例,年龄 41~89 岁、平均(67.5±9.3)岁。按照 7:3 比例划分训练集( $n=109$ )与测试集( $n=48$ )。训练集含阳性亚组 41 例、阴性亚组 68 例,测试集含 LVI 阳性亚组 14 例、阴性亚组 34 例。纳入标准:①影像学、临床及病理资料完整;②检查前未接受治疗;③经病理证实诊断。排除标准:①图像质量不佳;②合并其他肿瘤疾病;③肿瘤边界模糊;④图像存在伪影;⑤病灶小于 0.5 cm<sup>3</sup>。本研究经院伦理委员会批准(202506),免除受试者知情同意。

1.2 仪器与方法 采用 Philips Achieva 1.5 及 Ingenia 3.0T MR 仪、8 通道体部相控阵线圈。嘱患者仰卧、头先进,双手置于身体两侧接受扫描;参数:①斜横轴位 T1WI, TR 525 ms, TE 7 ms, 体素 0.6 mm×1.0 mm×4.0 mm, 层厚 4 mm, 层间距 0.4 mm, NEX 4;②斜横轴位高分辨率 T2WI, TR 4 700 ms, TE 90 ms, 体素 0.7 mm×0.7 mm×3.0 mm, 层间距 0.3 mm, NEX 2;③斜横轴位弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI), TR 4 180 ms, TE 66 ms, 体素 3 mm×3 mm×4 mm, 层间距 1.5 mm,  $b=0$ 、1 000 s/mm<sup>2</sup>, NEX 2;④斜横轴位对比增强 T1WI (contrast-enhanced T1WI, T1C), TR 5.6 ms, TE

2 ms, 体素 0.8 mm×1.0 mm×4.0 mm, 层间距 1~2 mm, NEX 3, 对比剂用量为 0.1 mmol/kg 体质量、流率为 2.5 ml/s。

1.3 组织病理学诊断 于完成上述检查 3 天内接受手术。对病变组织脉管进行 HE 染色,以脉管内观察到癌细胞为 LVI 阳性,否则为阴性。

1.4 分割病灶与提取特征 对图像行 N4 偏置场校正并采样至 1 mm×1 mm×1 mm 体素大小。以 SimpleITK(<https://simpleitk.org/>)配准方法对 T2WI 及 T1C 图像进行配准。由 1 名具有 5 年腹部影像学诊断经验的主治医师以 ITK-SNAP (<http://www.itksnap.org>)逐层分割肿瘤并获得感兴趣容积(volume of interest, VOI),由另 1 名具有 10 年经验的影像科主任医师进行微调,之后以 Pyradiomics(version 3.0.1a1)于每种图像中提取 1 197 个特征,包括 949 个纹理特征、234 个灰度直方图特征及 14 个形态特征。

1.5 构建模型 对特征进行 Z-score 标准化,经 10 折交叉验证和最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法筛选出系数不为零者,以逻辑回归(logistic regression, LR)构建 T2WI 模型、T1C 模型及 T1C-T2WI 模型,并以 T1C-T2WI 模型的预测概率作为影像组学评分(radiomics score, Radscore)<sup>[11]</sup>。对训练集临床资料进行单、多因素 LR 分析,筛选临床独立预测因子以构建临床模型,并联合 T1C-T2WI 模型 Radscore 构建联合模型。

1.6 统计学分析 采用 Python 3.8.19、SPSS 21.0 及 R 4.4.1 统计分析软件。对符合正态分布的连续变量以  $\bar{x}\pm s$  表示,否则以中位数(上下四分位数)表示;组间行独立样本  $t$  检验或 Mann-Whitney U 检验。以频数表示分类变量,采用  $\chi^2$  检验或 Fisher 精确概率法进行比较。绘制受试者工作特征(receiver operating characteristics, ROC)曲线,以曲线下面积(area under the curve, AUC)、敏感度、特异度和准确率评估模型效能,并以 DeLong 检验或 McNemar 检验进行比较;利用校准曲线评价预测概率与实际概率的一致性,以决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评估模型临床净收益。 $P<0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

2.1 临床资料 训练集和测试集内两亚组间 MR 淋巴结分期及 EMVI 差异均有统计学意义 ( $P$  均  $< 0.05$ ); 测试集阳性亚组病理 T 分期高于阴性亚组 ( $P < 0.05$ )。见表 1。

2.2 特征筛选和模型构建 单因素 LR 分析显示 MRI 淋巴结 N1、N2 分期及 MR EMVI(图 1)为 RC LVI

的预测因子( $P$  均  $< 0.05$ , 表 2), 其中 MR EMVI 为 RC LVI 的独立预测因子 [ $OR(95\% CI) = 42.478(6.913, 260.991)$ ,  $P < 0.001$ ]。分别于 T2WI 及 T1C 图(图 1)中提取 1 197 个特征, T1C-T2WI 经过特征联合共提取 2 394 个特征; 经筛选最终 T2WI、T1C 图及 T1C-T2WI 分别有 15、9 及 17 个特征与 LVI 状态有关, 分别以之构建 T2WI、T1C 及 T1C-T2WI 模型, 见图 2。

表 1 LVI 阳性与阴性 RC 患者临床资料比较

集别	亚组别	年龄(岁)	性别(例)		病理 T 分期(例)		肿瘤最大径(mm)
			男	女	T1~2	T3~4	
训练集(n=109)	LVI 阳性亚组(n=41)	67.3±10.0	14	27	10	31	40.00(30.00,45.00)
	LVI 阴性亚组(n=68)	67.2±9.0	16	52	27	41	37.50(27.25,45.25)
	$t/\chi^2/Z$ 值	-0.061	0.962	2.676	0.298		
	$P$ 值	0.951	0.327	0.102	0.585		
测试集(n=48)	LVI 阳性亚组(n=14)	69.0±16.9	8	6	2	12	40.00(32.00,45.00)
	LVI 阴性亚组(n=34)	68.2±9.9	19	15	19	15	36.50(30.50,44.50)
	$t/\chi^2/Z$ 值	-0.159	0	5.385	0.217		
	$P$ 值	0.876	1.000	0.020	0.641		

集别	亚组别	MR 淋巴结分期(例)			MR 环周切缘(例)		MR EMVI(例)	
		N0	N1	N2	有	无	有	无
训练集(n=109)	LVI 阳性亚组(n=41)	2	19	20	4	37	39	2
	LVI 阴性亚组(n=68)	35	20	13	4	64	18	50
	$t/\chi^2/Z$ 值	25.840			1.730		45.609	
	$P$ 值	$< 0.001$			0.471		$< 0.001$	
测试集(n=48)	LVI 阳性亚组(n=14)	0	8	6	0	14	13	1
	LVI 阴性亚组(n=34)	17	11	6	5	29	13	21
	$t/\chi^2/Z$ 值	11.061			0.999		9.819	
	$P$ 值	0.004			0.319		0.002	

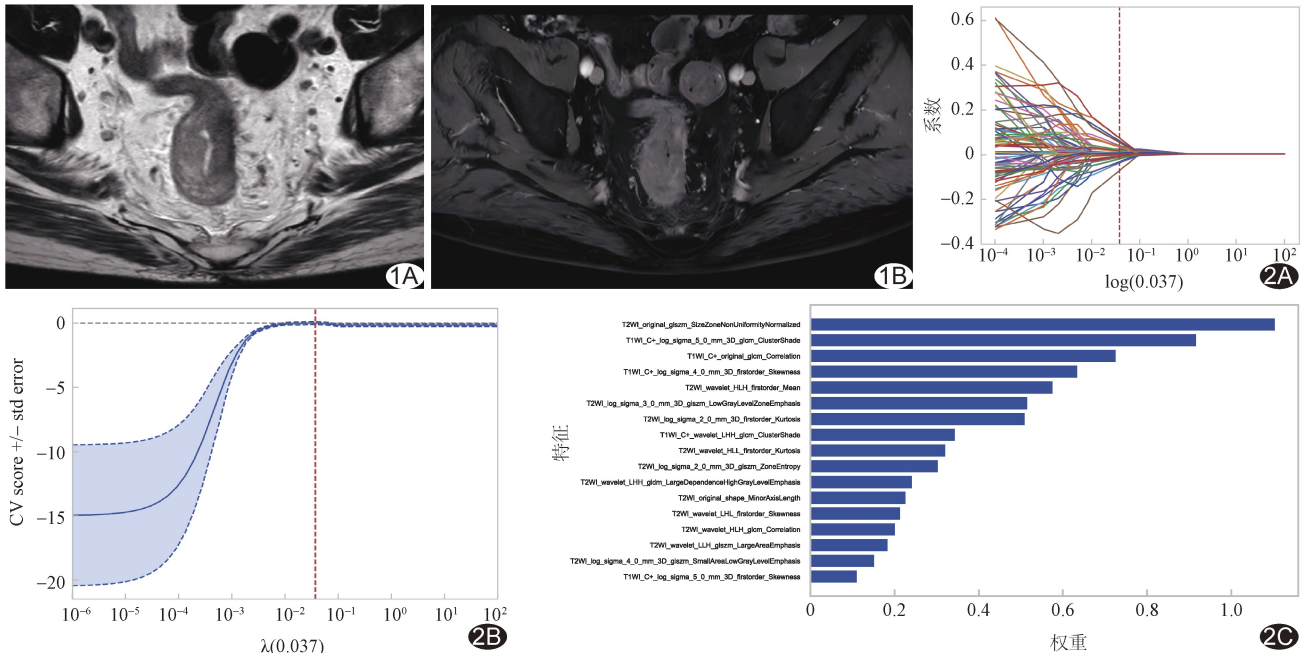


图 1 患者男, 85 岁, RC A、B. 高分辨率 T2WI(A) 及 T1C(B) 图示肿瘤最大径 5.1 cm, MR EMVI 阳性 图 2 筛选 T1C-T2WI 多模态特征(T2WI 特征 12 个, T1C 特征 5 个) A. 通过网格搜索及 10 折交叉验证确定 LASSO 算法最佳  $\lambda$  值; B. 最佳  $\lambda$  值时的平均得分; C. 最佳特征及其权重

表 2 单因素 LR 分析训练集 RC 患者临床资料

变量	OR 值(95%CI)	P 值
性别女	1.685 (0.717, 3.962)	0.231
年龄(岁)	1.001(0.960, 1.044)	0.949
病理 T3~4 分期	2.041(0.862, 4.837)	0.105
MRI 淋巴结 N1 分期	16.625(3.504, 78.888)	<0.001
MRI 淋巴结 N2 分期	26.923(5.508, 131.603)	<0.001
MRI 环周切缘	1.730(0.408, 7.329)	0.457
肿瘤最大径(mm)	1.009(0.985, 1.034)	0.472
MR EMVI	54.167(11.851, 247.587)	<0.001

2.3 评估模型效能 TIC-T2WI 模型在训练集的 AUC 高于 TIC 模型 ( $Z = 2.822, P = 0.005$ ) 而与 T2WI 模型差异无统计学意义 ( $Z = 0.771, P = 0.441$ ), T2WI-T1C 模型在测试集的 AUC 高于 TIC 和 T2WI 模型 ( $P$  均  $< 0.05$ ); TIC-T2WI 模型整体效能最佳, 见表 3 和图 3; 以之联合临床构建的联合模型在训练集的 AUC 高于 TIC-T2WI 模型和临床模型 ( $P$  均  $< 0.05$ )、在测试集高于临床模型 ( $P = 0.005$ ) 而

表 3 各模型效能比较

模型	AUC(95%CI)	敏感度(%)	特异度(%)	准确率(%)	阴性预测值(%)	阳性预测值(%)	F1 值(%)
T1C 模型							
训练集	0.735(0.654, 0.804)	97.62	45.66	65.14	96.92	51.93	67.84
测试集	0.708(0.548, 0.853)	78.64	47.18	56.29	84.23	37.92	51.19
T2WI 模型							
训练集	0.824(0.747, 0.895)	76.64	76.54	76.13	83.88	66.02	70.49
测试集	0.685(0.510, 0.840)	57.08	61.79	60.44	77.79	38.14	45.66
T1C-T2WI 模型							
训练集	0.846(0.773, 0.901)	90.21	67.63	76.11	92.03	62.74	74.03
测试集	0.824(0.675, 0.935)	78.64	67.59	70.77	88.47	50.00	61.13
临床模型							
训练集	0.843(0.765, 0.911)	95.12	73.53	81.65	96.15	68.42	79.59
测试集	0.773(0.665, 0.868)	92.86	61.76	70.83	95.45	50.00	65.00
联合模型							
训练集	0.924(0.858, 0.960)	92.68	83.82	87.16	95.00	77.55	84.44
测试集	0.899(0.810, 0.992)	92.86	85.29	87.50	96.67	72.22	81.25

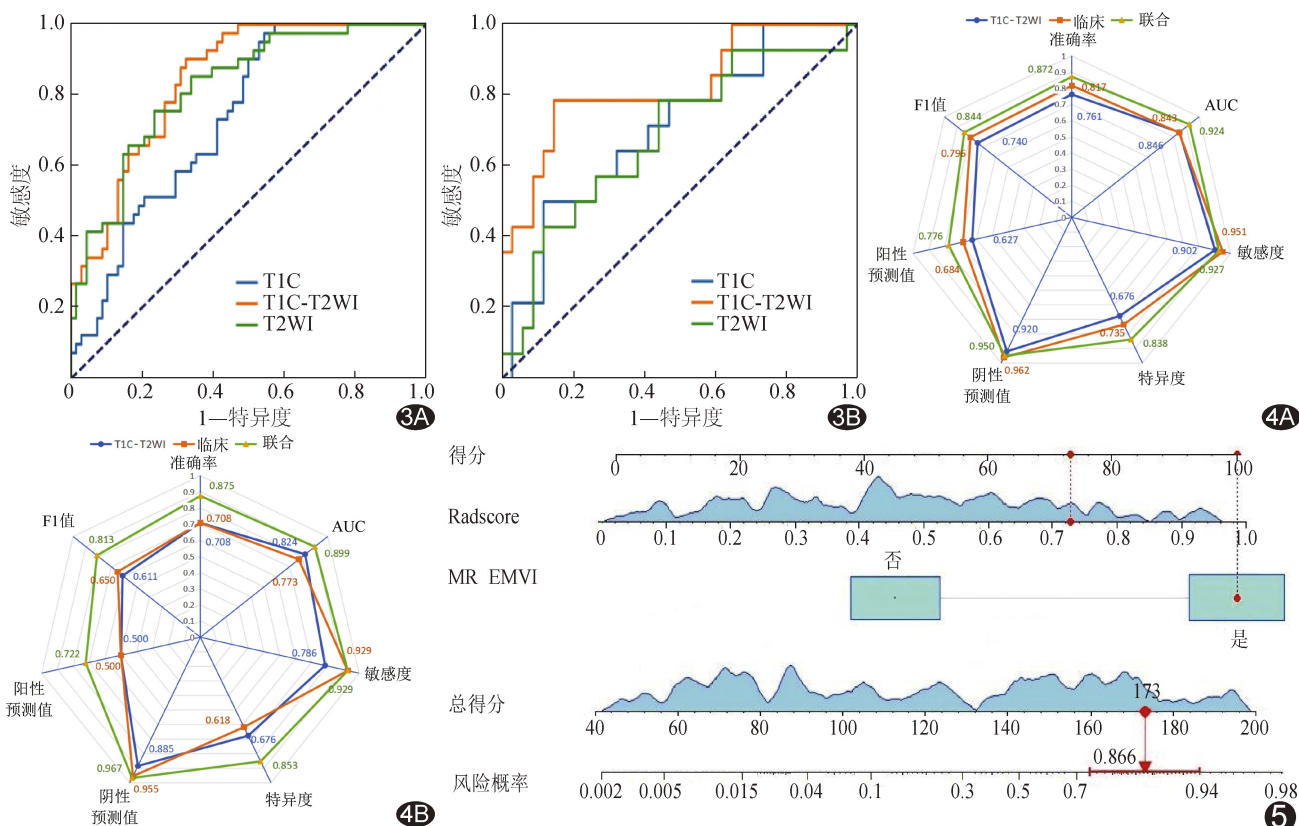


图 3 T2WI、T1C 及 TIC-T2WI 模型的 ROC 曲线 A. 训练集; B. 测试集

图 4 TIC-T2WI 模型、临床模型及联合模型的雷达图 A. 训练集; B. 测试集

图 5 联合模型预测列线图

与 T1C-T2WI 模型差异无统计学意义( $P=0.155$ ),其整体效能均较好(图 4),该模型的列线图见图 5;联合模型预测概率与实际概率的一致性良好(图 6A、6B),DCA 曲线显示其临床净收益更好(图 6C、6D)。

**2.4 SHAP 分析** SHAP 分析进一步解释了多模态模型在预测 RC LVI 状态时每个特征的贡献程度。在前 5 个最重要特征中, T2WI\_original\_glszm\_SizeZoneNonUniformityNormalized 和 T2WI\_wavelet\_HLH\_firstorder\_Mean 与结局呈负相关, T1WI\_C+\_original\_glcM\_Correlation、T1WI\_C+\_log\_sigma\_5\_0\_mm\_3D\_glcM\_ClusterShade 和 T1WI\_C+\_log\_sigma\_4\_0\_mm\_3D\_firstorder\_Skewness 与结局呈正相关, T2WI\_original\_glszm\_SizeZoneNonUniformityNormalized 贡献最大。见图 7。

**3 讨论**

本研究结果显示, MR EMVI 是 RC LVI 状态的独立预测因子,与既往研究<sup>[12-15]</sup>结果相符;MR EMVI 则为 RC 预后不良的标志物。RC LVI 阳性者 pT3、4 期及 pN+ 患者占比较多,可能原因在于术前新辅助治疗并非本中心常规,而非设计偏倚所致分布异常。既往研究<sup>[16]</sup>基于高分辨率 T2WI 影像组学预测 RC LVI

状态,但敏感性较低。另有学者<sup>[17]</sup>基于以多台设备采集的 CT 影像组学预测 RC LVI 状态,且未进行图像重采样及归一化,导致特征重复性较低。本研究基于高分辨率 T2WI 联合 T1C 图进行分析,以 N4 偏置场校正、重采样及精确配准保证特征的稳定性,经多重筛选后构建模型,以有效避免过拟合。

SHAP 分析近年来逐渐用于医学领域<sup>[18-19]</sup>。本研究对 T1C-T2WI 模型进行 SHAP 分析,发现最重要的前 5 个特征中,2 个为 T2WI 特征且均与结局呈负相关,3 个特征为 T1C 特征且与结局呈正相关。T2WI 的 SizeZoneNonUniformity 用于衡量其中不同灰度级区域大小分布的不均匀程度, SizeZoneNonUniformity 越高,表明图像纹理复杂性越高,肿瘤异质性越强;本研究中该值越高越提示 LVI 阴性,可能与内部纤维组织阻碍淋巴侵袭有关; T1C 特征表明病灶强化程度可能与 LVI 状态呈正相关,高强度提示血供丰富、血管通透性增加。

雷达图显示联合模型在测试集的全部指标均高于单一模型,校准曲线证实联合模型的预测概率与实际概率的一致性较好,即联合临床特征可进一步提高多模态影像组学模型的预测效能。

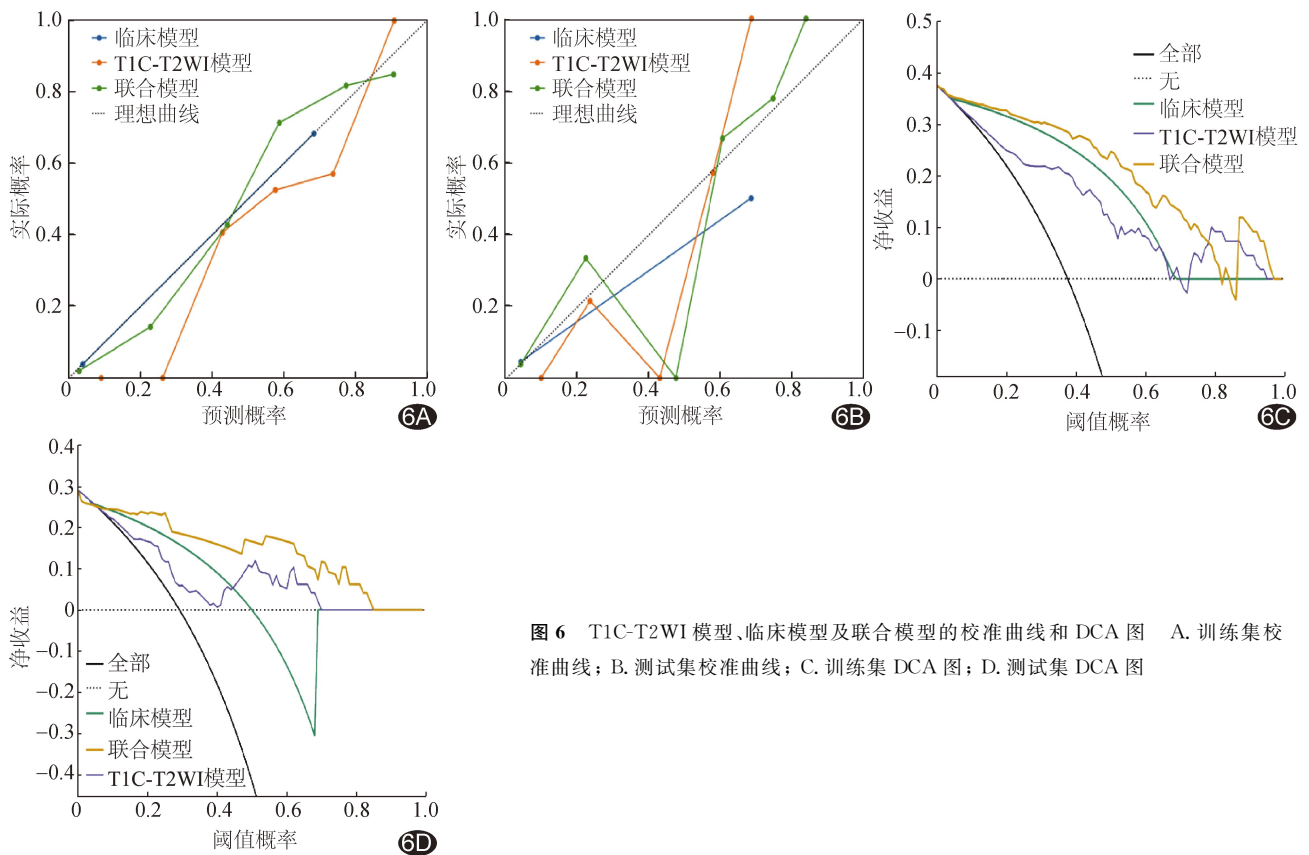


图 6 T1C-T2WI 模型、临床模型及联合模型的校准曲线和 DCA 图 A. 训练集校准曲线; B. 测试集校准曲线; C. 训练集 DCA 图; D. 测试集 DCA 图

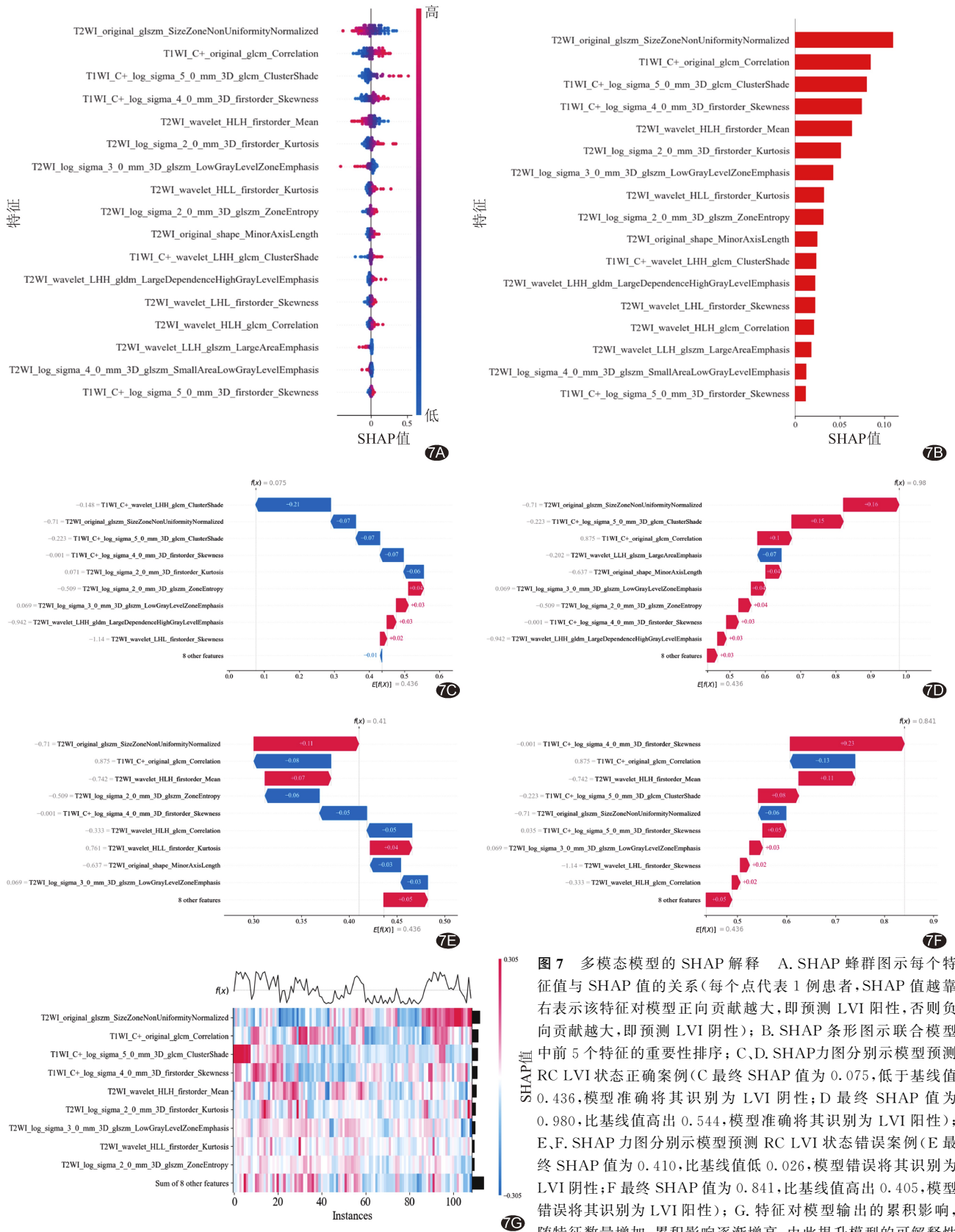


图 7 多模态模型的 SHAP 解释 A. SHAP 蜂群图示每个特征值与 SHAP 值的关系(每个点代表 1 例患者, SHAP 值越靠右表示该特征对模型正向贡献越大, 即预测 LVI 阳性, 否则负向贡献越大, 即预测 LVI 阴性); B. SHAP 条形图示联合模型中前 5 个特征的重要性排序; C、D. SHAP 力图分别示模型预测 RC LVI 状态正确案例(C 最终 SHAP 值为 0.075, 低于基线值 0.436, 模型准确将其识别为 LVI 阴性; D 最终 SHAP 值为 0.980, 比基线值高出 0.544, 模型准确将其识别为 LVI 阳性); E、F. SHAP 力图分别示模型预测 RC LVI 状态错误案例(E 最终 SHAP 值为 0.410, 比基线值低 0.026, 模型错误将其识别为 LVI 阴性; F 最终 SHAP 值为 0.841, 比基线值高出 0.405, 模型错误将其识别为 LVI 阳性); G. 特征对模型输出的累积影响, 随特征数量增加, 累积影响逐渐增高, 由此提升模型的可解释性

综上, 多模态影像组学联合临床特征可有效预测 RC LVI 状态; SHAP 能很好地解释特征对于模型预

测概率的影响。本研究的主要局限性: 为单中心、小样本分析, 具有时间与中心特异性, 且仅纳入 2 个序列,

有待未来通过多中心、时间跨度更广的队列研究进一步观察。

利益冲突:全体作者声明无利益冲突。

作者贡献:陶响研究设计、数据分析、撰写文章;刘梦玥查阅文献、图像处理;陈芳和庄英图像分析、统计分析、审阅文章;顾清华修改文章、经费支持。

### [参考文献]

- [1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. *CA Cancer J Clin*, 2021, 71(3):209-249.
- [2] DAWSON H, BOKHORST J M, STUDER L, et al. Lymph node metastases and recurrence in pT1 colorectal cancer: Prediction with the international budding consortium score: A retrospective, multi-centric study [J]. *United European Gastroenterol J*, 2024, 12(3):299-308.
- [3] LI Z, AIHEMAITI Y, YANG Q, et al. Survival machine learning model of T1 colorectal postoperative recurrence after endoscopic resection and surgical operation: A retrospective cohort study[J]. *BMC Cancer*, 2025, 25(1):262.
- [4] NILSSON E, WETTERHOLM E, SYK I, et al. Risk of recurrence in high-risk T1 colon cancer following endoscopic and surgical resection: Registry-based cohort study[J]. *BJS Open*, 2024, 8(3):zrae053.
- [5] TIAN L, LI N, XIE D, et al. Extramural vascular invasion nomogram before radical resection of rectal cancer based on magnetic resonance imaging[J]. *Front Oncol*, 2023, 12:1006377.
- [6] XU J, ZHONG M, PENG W, et al. Correlation study of functional magnetic resonance index and clinicopathological features of rectal cancer[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2024, 49(7):2368-2386.
- [7] JIA H, JIANG X, ZHANG K, et al. A nomogram of combining IVIM-DWI and MRI radiomics from the primary lesion of rectal adenocarcinoma to assess nonenlarged lymph node metastasis preoperatively[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2022, 56(3):658-667.
- [8] 冯涛,许双燕,刘洋洋,等. 3.0T 多模态 MRI 评估直肠癌 T 分期及新辅助治疗效果[J]. *中国医学影像技术*, 2023, 39(12):1877-1882.
- [9] 李茜玮,刘爱连,陈安良,等. T2 mapping 预测直肠癌脉管侵犯的初步研究[J]. *磁共振成像*, 2022, 13(6):23-27.
- [10] TONG P, SUN D, CHEN G, et al. Biparametric magnetic resonance imaging-based radiomics features for prediction of lymphovascular invasion in rectal cancer [J]. *BMC Cancer*, 2023, 23(1):61.
- [11] LIU C, LI L, CHEN X, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics predict pathological response after neoadjuvant chemotherapy against advanced gastric cancer [J]. *Insights Imaging*, 2024, 15(1):23.
- [12] WONG C, LIU T, ZHANG C, et al. Preoperative detection of lymphovascular invasion in rectal cancer using intravoxel incoherent motion imaging based on radiomics[J]. *Med Phys*, 2024, 51(1):179-191.
- [13] NING X, YANG D, AO W, et al. A novel MRI-based radiomics for preoperative prediction of lymphovascular invasion in rectal cancer [J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2025, 50(8):3377-3390.
- [14] DJURIC M, KOŽIK B, VASILJEVIC T, et al. Prognostic value of separate extramural vascular invasion reporting in operative samples of rectal cancer: Single-institutional experience [J]. *Cancers (Basel)*, 2024, 16(21):3579.
- [15] SAKANAKA T, IWAMOTO H, MATSUDA K, et al. Double negativity of MRI-detected and pathologically-diagnosed extramural venous invasion is a favorable prognostic factor for rectal cancer[J]. *Ann Surg Oncol*, 2024, 31(4):2425-2438.
- [16] 张益飞,李月玥,杨彦松,等. 基于高分辨率 T2WI 的影像组学列线图预测直肠癌脉管侵袭的研究[J]. *中国临床医学影像杂志*, 2021, 32(7):500-505.
- [17] 陈吉虎,李瑞,刘浩,等. 影像组学术前预测结直肠癌淋巴管侵犯的价值[J]. *临床放射学杂志*, 2022, 41(3):495-499.
- [18] LIU H, ZENG J, JINYUN C, et al. Robust radiomics models for predicting HIFU prognosis in uterine fibroids using SHAP explanations: A multicenter cohort study[J]. *J Imaging Inform Med*, 2025, 38(4):1950-1962.
- [19] WANG Y, ZHANG L, JIANG Y, et al. Multiparametric magnetic resonance imaging (MRI)-based radiomics model explained by the Shapley Additive exPlanations (SHAP) method for predicting complete response to neoadjuvant chemoradiotherapy in locally advanced rectal cancer: A multicenter retrospective study[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2024, 14(7):4617-4634.