

· 消化系统肿瘤影像学专题 ·

基于 IVIM 多参数 MRI 影像组学术前预测直肠癌 T 分期

张天奇, 王芊婷, 李明洋, 苗政, 付宇, 刘统

【摘要】 目的:探讨基于术前体素内不相干运动(IVIM)功能图像和高分辨率 T_2 WI 图像建立的多参数影像组学模型对直肠癌术前 T 分期的预测价值。**方法:**回顾性分析行直肠高分辨率 MRI 和 IVIM 扫描,并在 2 周内进行手术且经病理证实的 83 例直肠癌患者的临床及影像资料。以 7:3 的比例将 83 例患者随机分为训练组和验证组(分别为 58 例和 25 例)。由两位放射科医师使用 ITK-Snap 软件分别在 DWI($b=1000$ s/ mm^2)、高分辨率 T_2 WI 序列图像上对肿瘤原发灶边缘进行三维勾画,并将 DWI-ROI 映射到 IVIM 序列(ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map})图像上。使用 RIAS 软件进行特征提取和分析建模,从高分辨率 T_2 WI、DWI、 ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map} 序列的每个 ROI 中分别提取 1427 个组学特征,每例患者的图像共提取 7135 个组学特征。通过最小绝对收缩算子算法(LASSO)选择单序列中预测价值最高的影像组学特征,采用逻辑回归模型进行单序列 Rad 评分的建立;将每个单序列降维后得到的影像组学特征进行融合,再次使用 LASSO 算法进行降维,最终得到多序列中最有价值的影像组学特征 32 个,同样采用逻辑回归模型构建多序列融合 T 分期预测 R 评分。**结果:**T1、T2、T3、T4 期直肠癌患者例数分别为 6、16、47、14 例。使用逻辑回归模型建立了单序列及联合序列 Rad 评分,其中联合序列 Rad 评分的诊断效能最佳,其在验证组中的 ROC 曲线下面积为 0.929(95% CI:0.78~1.00),敏感度、特异度分别为 0.81、0.75。**结论:**基于 IVIM 功能图像和高分辨率 T_2 WI 图像建立的多参数影像组学模型对术前预测直肠癌 T 分期具有一定价值。

【关键词】 直肠癌; T 分期; 体素内不相干运动; 影像组学; 磁共振成像; 扩散加权成像

【中图分类号】 R735.3; R445.2 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2022)09-1085-07

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.09.006

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Preoperative prediction of T-stage of rectal cancer based on IVIM multiparameter MRI radiomics

ZHANG Tian-qi, WANG Qian-ting, LI Ming-yang, et al. Department of Radiology, the First Hospital of Jilin University, Changchun 130000, China

【Abstract】 Objective: To investigate the value of multiparameter radiomics model based on intra-voxel incoherent motion (IVIM) functional image and high-resolution T_2 WI image in the prediction of preoperative T-stage of rectal cancer. **Methods:** The MR images and clinical data of 83 patients with rectal cancer who underwent rectal high-resolution MRI and IVIM scanning and were received surgery within 2 weeks from January 2019 to January 2020 in the first hospital of Jilin University were analyzed retrospectively. They were randomly divided into training group and validation group (58:25). Two radiologists used ITK-snap software to draw the edge of the primary tumor in DWI ($b=1000\text{s}/\text{mm}^2$) and high-resolution T_2 WI sequence, and mapped the DWI-ROI to IVIM images (ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map}). RIAS software was used for feature extraction, analysis, and modeling. 1427 radiomics features were extracted from each VOI of high-resolution T_2 WI, DWI, ADC , D_{map} and f_{map} sequences. Finally, 7135 radiomics features were extracted from each patient's MR image. The imaging features with the highest predictive value in the single sequence were selected by lasso algorithm, and the single sequence Rad-score was established by logistic regression model. The radiomics features obtained after dimensionali-

作者单位:130000 长春,吉林大学第一医院放射科(张天奇,王芊婷,李明洋,苗政,付宇);450000 郑州,河南省肿瘤医院(刘统)

作者简介:张天奇(1996-),男,内蒙古自治区赤峰市人,硕士研究生,主要从事人工智能技术在医学影像中的应用研究工作。

通讯作者:张惠茅, E-mail: huimao@jlu.edu.cn

基金项目:实验室医学影像人工智能重点实验室(Jilin Provincial Key Laboratory of Medical imaging & big data 项目编号:20200601003JC);吉林省放射医疗科技创新中心(Radiology and Technology Innovation Center of Jilin Province, 项目编号:20190902016TC);吉林省影像大数据医工创新研发工程实验室

ty reduction of each single sequence are fused, and then the lasso algorithm is used for dimensionality reduction again. Finally, 32 most valuable radiomics features in multiple sequences are obtained. Similarly, the logistic regression model is used to construct the multi sequence fusion T-stage prediction Rad-score. **Results:** 83 cases were included (T1:T2:T3:T4=6:16:47:14). The Rad-score was established by logistic regression model. Its diagnostic efficacy in the validation group was as follows: AUC = 0.929 (95%CI: 0.78~1.00), and the sensitivity and specificity were 0.81 and 0.75 respectively. **Conclusion:** The multiparameter radiomics model based on IVIM image and high-resolution T₂WI image established in this study has a certain value in predicting the T-stage of rectal cancer before operation.

【Key words】 Rectal cancer; T stage; Intravoxel incoherent motion; Radiomics; Magnetic resonance imaging; Diffusion weighted imaging

结直肠癌(colorectal cancer, CRC)是常见的高死亡率癌症之一^[1], 其中直肠癌患者约占 27%~58%^[2]。影响直肠癌预后的主要因素包括原发肿瘤分期、淋巴结转移状态、环周切缘状态等^[3]。我国结直肠癌诊疗指南及欧洲肿瘤学会直肠癌指南指出^[4,5], 未突破肌层外(T1-T2 期)与已突破肌层外(T3-T4 期)的直肠癌应采取不同的治疗方案, 对于未突破肌层外的直肠癌仅需切除原发肿瘤, 保证足够切缘, 切除直肠系膜内淋巴脂肪组织及可疑阳性的侧方淋巴结; 而已经突破肌层外的直肠癌则应扩大切除范围并进行区域淋巴结清扫。因此, 术前准确鉴别直肠癌 T1-T2 期与 T3-T4 期, 对制定患者个性化诊疗方案具有重要临床意义。

高分辨率 MRI 是评估直肠癌 T 分期的重要检查方式^[6], 在临床工作中, 影像科医生通常会综合 T₂WI、DWI 等多种序列图像共同评估肿瘤的 T 分期^[7-12], 但由于阅片医生间的诊断存在一定主观差异, 同时某些层面图像可能存在部分容积效应, 影响着肿瘤 T 分期的诊断准确性, 尤其在鉴别 T2 期肿瘤与 T3 期肿瘤时(病变是否突破肌层, 图 1), 仅凭经验和肉眼进行诊断仍存在一定困难^[13]。体素内不相干运动(intravoxel incoherent motion, IVIM)着重呈现组织内部的分子运动、微循环内的水分子扩散运动, 对分子运动方向和振幅两方面进行灌注和扩散信息的描述, 从而揭示病灶内部的异质性^[14], IVIM 功能成像包括 ADC_{map}、D_{map}、D_{map}^{*}、f_{map} 四种图像。柳思洁等^[15]的研究表明 IVIM 图像所提供的参数能够在一定程度上反映直肠癌的病理生理状态, 这些参数在术前评估直肠癌是否突破固有肌层以及有无淋巴结转移等方面具有重要价值。

影像组学作为图像分析的一种新方法, 目的是从传统影像检查所获得的图像数据中提取高通量的影像组学特征, 并从中找到可以反映底层组织生物学信息的特征, 通过分析和建模后达到预测患者临床终点、病

理类型、基因表达、肿瘤行为等目的^[16], 建立了图像与精准医疗的“桥梁”。基于影像组学方法建立直肠癌精准诊断模型已成为研究热点之一^[17,18], 为直肠癌的临床诊治决策提供了新的思路和方法。目前, 基于 IVIM 功能图像建立影像组学模型进行术前直肠癌 T 分期方面的研究鲜有报道。因此, 本研究拟建立基于术前 IVIM 功能图像和高分辨 T₂WI 图像的多参数影像组学模型, 旨在探讨其对直肠癌术前 T 分期的预测价值。

材料与方法

1. 研究对象

回顾性纳入 2019 年 1 月至 2020 年 1 月共 113 例直肠癌患者。病例纳入标准: ①术前 2 周内进行了包含 IVIM 序列的高分辨率直肠 MRI 扫描; ②术后病理结果证实为直肠癌。病例排除标准: ①有其他肿瘤病史(2 例); ②术前高分辨率 MRI 图像质量不佳(22 例); ③术前行放疗或化疗(5 例); ④临床信息缺失(1 例)。最终有 83 例患者纳入本研究(T1:T2:T3:T4=6:16:47:14), 同时搜集患者临床信息以进行后续分析。将患者分为肿瘤未突破肌层外组(T1+T2)与肿瘤已突破肌层外(T3+T4)组, 两组比例为(T1+T2):(T3+T4)=22:61。本研究获得我院伦理委员会的批准, 由于是回顾性研究, 因而未进行患者知情同意书的签署。

2. MRI 检查方法

所有患者在检查前禁食 4 h 以上, 检查前 1 h 使用开塞露清洁肠道。MRI 检查均采用 3.0T MRI 扫描仪(Discovery MR750, General Electric Company), 采用自旋回波序列, 扫描参数: TR 2800 ms, TE 59.8 ms, 层厚 4.0 mm, 层间距 1.0 mm, 矩阵 256×256, 视野 34 cm×34 cm, 翻转角 90°, b 值分别取 0、25、75、125、150、175、200、400、600、800、1000 s/mm²。

3. 影像组学研究流程

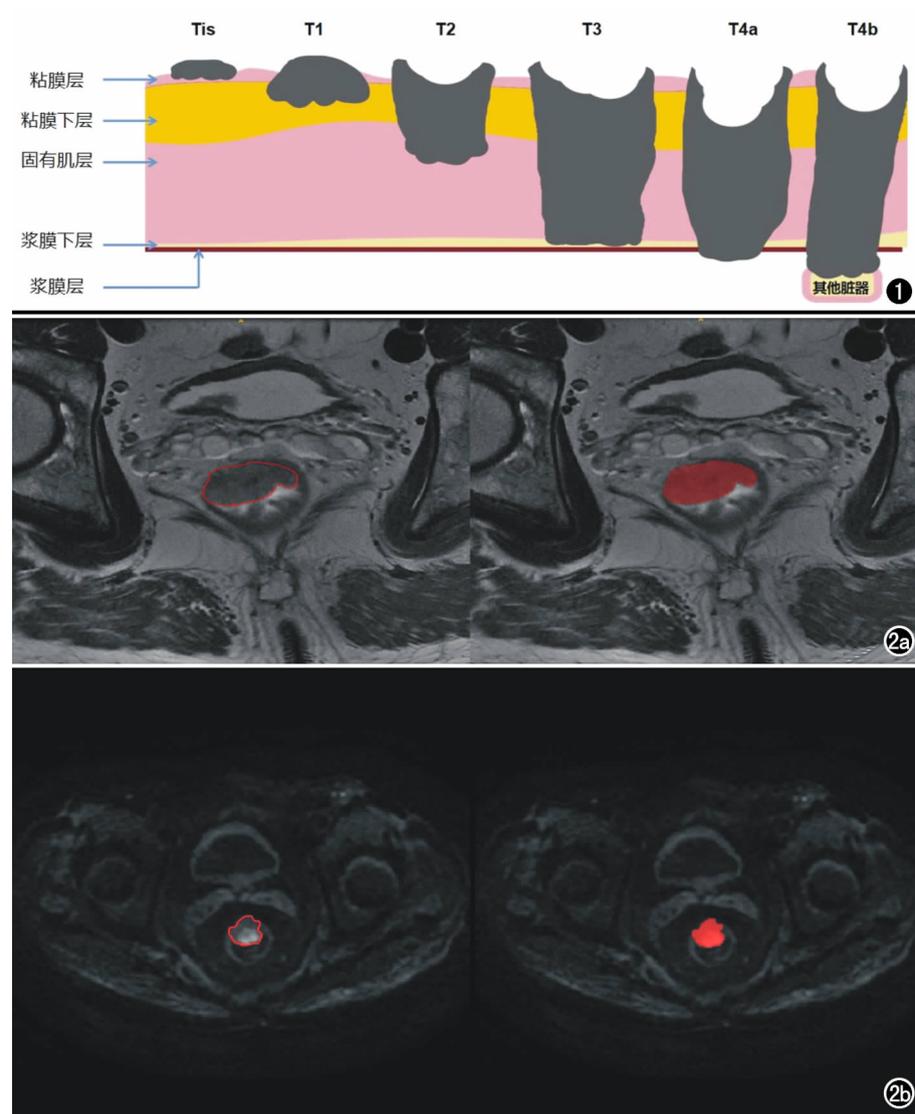


图1 根据美国癌症联合委员会(AJCC)的肿瘤分期系统(第八版)绘制的直肠癌T分期示意图。Tis:原位癌,肿瘤只存在于上皮或固有层中,未侵及黏膜层;T1:肿瘤已侵及黏膜下层,但未侵及固有肌层;T2:肿瘤已侵及固有肌层,但未侵及浆膜下层;T3:肿瘤侵及浆膜下层,但未突破浆膜层;T4a:肿瘤突破浆膜层;T4b:肿瘤侵及邻近器官或结构。图2 病灶分割示意图。a) 高分辨率 T_2 WI序列病灶勾画;b) DWI($b=1000\text{s}/\text{mm}^2$)序列病灶勾画。

感兴趣区的分割:由两位放射科医师(医师A有4年腹部影像诊断经验,医师B有6年腹部影像诊断经验)对肿瘤原发灶进行二维图像的逐层勾画,在勾画图像时两位医师对于患者最终的病理结果均不知晓。使用ITK-SNAP(V3.6.0, www.itknap.org)软件进行感兴趣区(regions of interest, ROI)勾画,具体方法如下:① IVIM功能序列ROI勾画:在DWI($b=1000\text{s}/\text{mm}^2$)图像上逐层沿肿瘤边缘(高信号)进行勾画,并将ROI映射到 ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map} 功能图像中;② T_2 WI序列ROI勾画:逐层勾画肿瘤的轮廓(高或稍高信号,图2)。

图像预处理与特征的提取:由于不同序列的图像

会有差异,因此所有图像在进行特征提取之前均进行图像像素标准化,即将所有序列图像的体素重采样到(1,1,1)。将DWI的ROI映射至 ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map} 图中, D_{map}^* 图像未被纳入本研究的原因主要是其图像噪声较大,肉眼难以判断病灶位置,且图像后期处理过程极为繁琐。

使用RIAS(www.riasccloud.com)^[19, 20]软件进行影像组学特征提取和分析建模,在 ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map} 、 T_2 WI、DWI($b=1000\text{s}/\text{mm}^2$)图像中分别提取了1427个影像组学特征,最后每例患者的图像都提取了7135个影像组学特征。提取所得的影像组学特征分为以下两类:①基于特征类,包括一阶统计量特征、形状特征、纹理特征等;②基于过滤器类,包括小波变换、拉普拉斯变换、对数特征、指数特征、分形维数特征等。

通过对组内相关系数(intra-class correlation coefficient, ICC)的计算来评估组学特征的稳定性。从每个序列中随机选择20例患者用于ROI的稳定性评价。采用观察者内ICC评估同一位医师间隔一周的两次分割计算的一致性,采用观察者间ICC评估两位医生的第一次分割计算的一致性。当ICC不低于0.75时,则认为被分析的组学特征具有较好的再现性和可重复性。影像组学特征进行

特征筛选前,在训练组中进行特征标准化后映射到验证组,以保证验证组特征的独立。

特征筛选和模型的构建:将上述单序列中的每组影像组学特征采用最小绝对收缩算子算法(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)进行降维,以选择对诊断直肠癌T分期最有价值的特征,得到 T_2 WI序列特征11个、DWI序列特征7个、 ADC_{map} 序列特征32个、 D_{map} 序列特征2个、 f_{map} 序列特征23个。随机选取70%的病例作为训练组用于建立模型,剩下30%的病例作为验证组进行模型验证。每个序列(T_2 WI、DWI、 ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map})均采用逻辑回归(logistic regression, LR)作为机器学习模型,分别

建立 T 分期预测的单序列 R 评分(单序列模型)。再将每个单序列降维后得到的影像组学特征进行融合,再次使用 LASSO 进行降维,最终得到多序列融合后的最有价值的影像组学特征 32 个,同样采用逻辑回归模型构建多序列融合的 T 分期预测 R 评分(联合模型)。

4. 统计学分析

采用 RIAS 软件进行统计学分析。对于人口学信息中的数值变量首先进行正态分布检验,符合正态分布的数据采用 *t* 检验进行组间比较,而不符合正态分布的数据采用曼-惠特尼 *U* 检验进行组间比较。对于分类变量,均使用卡方检验进行组间比较。影像组学模型的诊断效能采用受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线、敏感度、特异度等共同评价。使用临床决策(decision curve analysis, DCA)曲线评估影像组学模型的临床应用价值。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

结果

患者的一般临床信息及病理特征见表 1。在训练组中(T1+T2)与(T3+T4)患者的所有临床信息差异均无统计学意义($P > 0.05$),但在验证组中 CEA($P = 0.049$)及肿瘤原发灶位置($P = 0.026$)在(T1+T2)与(T3+T4)两组间差异有统计学意义,笔者考虑这可能是由于验证组中患者量较少导致的偏倚,进一步分析训练组与验证组间的各项临床信息,结果显示差异无统计学意义。

通过 LASSO 算法选择单序列中预测价值最高的影像组学特征,再将每个单序列降维后得到的影像组学特征进行融合,再次使用 LASSO 算法进行降维,最终得到多序列中最有价值的影像组学特征 32 个,联合模型特征的筛选过程及评价结果见图 3。

使用逻辑回归方法建立联合模型,联合模型中所有患者的 Rad 评分及验证组中患者的 Rad 评分见图 4。在训练组及验证组中,分别绘制了高分辨率 T₂WI、DWI、ADC_{map}、D_{map}、f_{map} 各单序列模型及联合模型的 ROC 曲线(图 5),各

模型训练组与验证组的敏感度、特异度、准确率、F1 分数等见表 2,其中联合模型在验证组中的敏感度为 0.810,特异度为 0.750,准确度为 0.800,阳性预测值为 0.944,F1 分数为 0.872。

通过 ROC 曲线分析各模型预测 T 分期的效能(图 5),其中联合序列模型在验证组中的曲线下面积(area under curve, AUC)为 0.929 (95% CI: 0.78 ~ 1.00),高于其他单序列模型的 AUC,表明联合模型的诊断效能高于其他单序列模型。DCA 曲线显示在 0.61 ~ 1.0 的阈值范围内(图 6),联合模型的净收益较大。

讨论

直肠癌的发病率、死亡率均较高,给家庭和社会带来沉重负担^[21],术前对直肠癌进行准确的分期,制定个性化诊疗方案,对提高患者生存率、改善疾病预后、降低社会医疗负担具有重要意义。相关指南推荐使用高分辨率 MRI 检查用于直肠癌的分期^[4],但由于影像

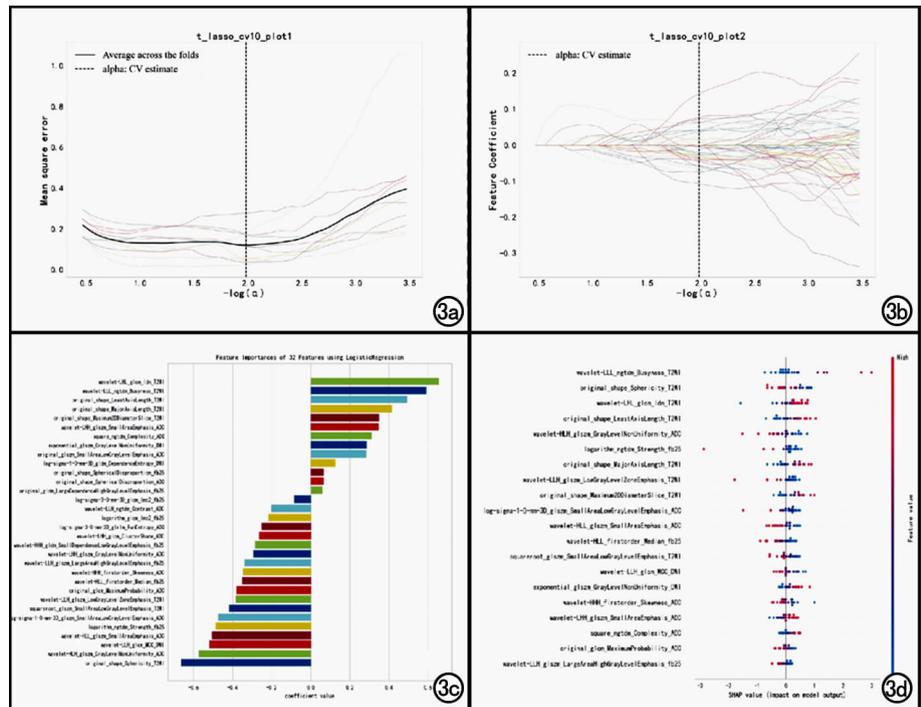


图 3 特征的筛选及评价。a) 用 10 折交叉验证的方法寻找 LASSO 的超参数 lambda, 模型偏差最低点对应的横坐标为最优的 lambda 值(虚线); b) 图像每条彩色的线代表特征的系数随 lambda 值的变化曲线,通过图 3a 寻找到的 lambda 值(虚线)来确定系数不为 0 的参数,并将该参数用于最后的模型构建;c) 模型特征权重系数柱状图,表示每一个特征在逻辑回归模型中的系数值,系数为负表示特征与模型负相关,系数为正表示特征与模型正相关,且系数绝对值越大,相关程度越大;d) SHAP 图中的每一个点可以反映出每一个样本中代表特征对模型的贡献程度。每个点代表 1 例患者(红色为阳性,蓝色为阴性),SHAP value 中 0 左侧的点表示该患者所代表特征对模型影响为负,0 右侧的点表示该患者所代表特征对模型影响为正。

表1 患者临床及病理特征 (n,%)

临床特征	训练组				验证组				组间差异	
	T1+T2	T3+T4	统计量	P值	T1+T2	T3+T4	统计量	P值	统计量	P值
年龄			3.39	0.066 ^c			0.067	0.796 ^c	1.15	0.283 ^c
>60岁	7(38.9%)	26(65.0%)			2(50.0%)	9(42.9%)				
≤60岁	11(61.1%)	14(35.0%)			2(50.0%)	12(57.1%)				
性别			0.137	0.711 ^c			0.066	0.797 ^c	0.172	0.679 ^c
男	12(66.7%)	23(57.5%)			1(25.0%)	7(33.3%)				
女	6(33.3%)	17(42.5%)			3(75.0%)	14(66.7%)				
CEA(ng/mL)	3.37(1.96,7.89)	3.38(1.98,7.97)	310	0.405 ^b	1.68(1.15,2.12)	2.84(1.44,9.18)	15	0.049 ^b	771	0.655 ^b
CA19-9(U/mL)	10.8(4.86,18.0)	11.2(4.51,18.1)	360	0.993 ^b	10.1(7.95,12.7)	10.1(6.65,15.5)	34	0.578 ^b	734	0.937 ^b
肿瘤长度(cm)	4.48±1.25	4.08±1.45	0.988	0.328 ^a	4.25±0.873	4.80±1.16	-0.862	0.398 ^a	-1.58	0.119 ^a
肛缘距离(cm)	6.50(5.25,7.50)	6.55(5.33,7.58)	293	0.260 ^b	6.93±3.57	6.79±2.12	0.101	0.951 ^a	662	0.532 ^b
原发灶位置			2.89	0.235 ^c			7.33	0.026 ^c	1.23	0.540 ^c
高位	0(0%)	5(12.5%)			1(25.0%)	1(4.76%)				
中位	13(72.2%)	28(70.0%)			0(0%)	15(71.4%)				
低位	5(27.8%)	7(17.5%)			3(75.0%)	5(23.8%)				

注: *符合正态分布的定量资料以 $\bar{x}\pm s$ 表示,不符合正态分布的定量资料以M(Q1,Q3)表示;分类资料以例(%)表示。^a正态分布资料,组间比较采用独立样本 t 检验(统计量为 t 值);^b偏态分布资料,组间比较采用Mann-Whitney U 检验(统计量为 Z 值);^c分类资料,组间比较采用卡方检验(统计量为 χ^2 值)。

表2 相关模型在训练组及验证组中的诊断效能

指标	T ₂ WI模型		DWI模型		ADC _{map} 模型		D _{map} 模型		f _{map} 模型		联合模型	
	训练组	验证组	训练组	验证组	训练组	验证组	训练组	验证组	训练组	验证组	训练组	验证组
敏感度	1	0.905	0.900	0.667	1	0.714	0.900	0.857	0.975	0.810	1	0.810
特异度	0.944	0.750	0.889	0.750	0.944	0.750	0.500	0.500	0.778	0.750	1	0.750
准确度	0.976	0.950	0.897	0.680	0.983	0.720	0.776	0.800	0.914	0.800	1	0.800
阳性预测值	1	0.600	0.947	0.933	0.976	0.938	0.800	0.900	0.907	0.944	1	0.944
阴性预测值	0.976	0.950	0.800	0.300	1	0.333	0.692	0.400	0.933	0.429	1	0.429
精确率	0.983	0.880	0.947	0.933	0.976	0.938	0.800	0.900	0.907	0.944	1	0.944
召回率	1	0.905	0.900	0.667	1	0.714	0.800	0.857	0.975	0.810	1	0.810
F1分数	0.988	0.927	0.923	0.778	0.988	0.811	0.847	0.878	0.940	0.872	1	0.872

科医生阅片经验差异和图像质量等方面的原因,术前T分期诊断准确性仍有待提高。影像组学方法从医学影像中全面深入地挖掘高维度、深层次信息,分析影像特征与临床数据等信息的关联,以建立疾病的预测模

型,进一步深化了医学影像检查的临床作用,作为一种非侵入的检查手段,可以在一定程度上降低医疗成本,更有可能成为临床决策辅助工具^[22]。近年来,影像组学技术在结直肠癌诊疗中的应用覆盖了结直肠癌诊疗

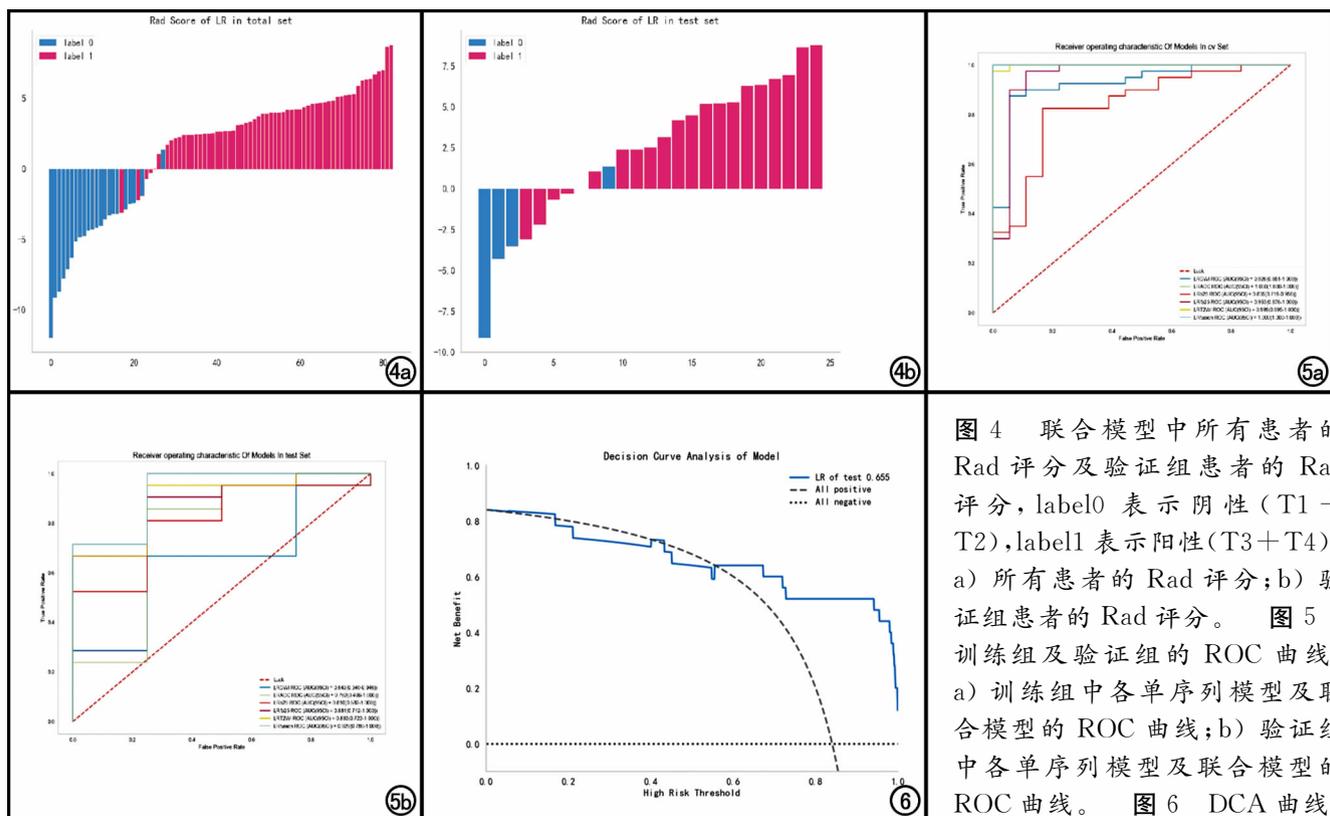


图4 联合模型中所有患者的Rad评分及验证组患者的Rad评分, label0表示阴性(T1+T2), label1表示阳性(T3+T4)。a) 所有患者的Rad评分;b) 验证组患者的Rad评分。图5 训练组及验证组的ROC曲线。a) 训练组中各单序列模型及联合模型的ROC曲线;b) 验证组中各单序列模型及联合模型的ROC曲线。图6 DCA曲线。

的各个阶段,体现了影像组学方法在结直肠癌精准诊断方面的巨大潜力^[22,23]。

本研究将 IVIM 功能图和高分辨 T_2 WI 进行融合,建立了影像组学模型,联合了多序列的组学模型在验证组中的敏感度为 0.810,特异度为 0.750,准确度为 0.800,阳性预测值为 0.944,F1 分数为 0.872,AUC 达到 0.929(95%CI:0.78~1.00),表明本研究所构建的多参数 MRI 组学模型在直肠癌 T 分期术前评估方面具有较高的应用价值。

由于 IVIM 包含 ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map} 等多个功能图像,对于功能图像 ROI 的勾画方式,笔者做了如下考虑:IVIM 功能图像糅合了 11 组 b 值的病灶信息,是经过后处理所获得的功能图像,在后处理过程中为实现其反映灌注、扩散信息的目的,导致解剖信息的丢失,不利于观察及对病灶的手动分割。DWI($b = 1000 \text{ s/mm}^2$)序列所采集的图像,能够提供较为清晰的解剖信息,更利于观察和分割病灶^[10,24]。同时, ADC_{map} 、 D_{map} 、 f_{map} 图像是经软件处理后同步生成的,所以这三种图像上的位置信息均可以与 DWI 图像中的位置实现对应。综上考虑,笔者选择了将 DWI 序列中所勾画的 ROI 映射至 IVIM 功能图像中的方法。在既往有关 IVIM 序列的大多数研究中,在后处理软件中勾画病灶后,由软件得出相应测量值,将此测量值作为一项预测因素,这种研究模式并没有完全挖掘 IVIM 序列图像中蕴含的信息。而影像组学方法可以将图像信息最大化利用,以挖掘更多价值。同时,相较于在后处理软件上勾画病灶,本研究中病灶 ROI 的勾画并没有将研究过程过度复杂化。在分析了使用不同序列建立的模型后,笔者发现使用 T_2 WI 序列建立的模型与最终的融合模型的敏感度、特异度比较接近,且本研究中 T_2 WI 模型的评价结果与既往文献报道的报道结果相近^[25,26],但 T_2 WI 模型的 AUC 低于融合模型。在 Sun 等^[26]的研究中,从 T_2 WI 序列中提取了 256 个影像组学特征并建立了评估直肠癌 T 分期的模型,所建立的预测模型 AUC 值为 0.852(95% CI:0.677~1),低于本研究建立联合模型的诊断效能。同时,相较于完全依赖影像医师人工进行评价的 T 分期研究^[27](准确度为 78%,敏感度为 86%,特异度为 65%),本研究联合模型的诊断效能较高。相较于传统仅选择 T_2 WI 序列或 DWI 序列的直肠癌 T 分期研究,本研究构建的联合模型中既保留了 T_2 WI 及 DWI 序列中的肿瘤形态学信息,同时通过 IVIM 功能图像增加了模型对肿瘤灌注和扩散的分析,从更多层面反映了肿瘤内部的异质性及肿瘤的行为、特点^[28],这可能是本研究建立的联合模型较既往研究中其他模型诊断效能有所提高的原因之一。

本研究存在以下局限性:①本研究仅搜集了本院检查的 83 例直肠癌患者,样本量较小,导致了验证组可能的偏倚,在后续研究中笔者将进一步扩大样本量并搜集更丰富的临床信息,从而确定他们之间的相关性;②所有患者的 MRI 图像均来源于同一生产厂商(GE),模型的泛化能力可能受限,其他设备厂商的数据代入到我们所构建的模型内,效能未知;③在 IVIM 相关研究中,有研究者指出较低的 b 值范围($<100 \sim 200 \text{ s/mm}^2$)所得到的图像至关重要^[29],但对于临床工作中应使用 b 值的数量和数值还没有相关的共识或规范公布,因此本研究中选取的 b 值可能并非最佳值。在未来的研究中,笔者将扩大样本量并改良实验设计,进一步探究相关问题。

参考文献:

- [1] Siegel RL, Miller KD, Fuchs HE, et al. Cancer Statistics, 2021[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(1):7-33.
- [2] Brenner H, Bouvier AM, Foschi R, et al. Progress in colorectal cancer survival in Europe from the late 1980s to the early 21st century: The EURO-CARE study[J]. Int J Cancer, 2012, 131(7):1649-1658.
- [3] Augestad KM, Lindsetmo RO, Stulberg J, et al. International preoperative rectal cancer management: staging, neoadjuvant treatment, and impact of multidisciplinary teams[J]. World J Surg, 2010, 34(11):2689-2700.
- [4] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 中国结直肠癌诊疗规范(2020 年版)[J]. 中华外科杂志, 2020, 58(8):561-585.
- [5] 陈功, 王屹. 2017 版欧洲肿瘤学会直肠癌指南解读[J]. 中华胃肠外科杂志, 2017, 20(11):1236-1242.
- [6] Iafrate F, Laghi A, Paolantonio P, et al. Preoperative staging of rectal cancer with MR imaging: correlation with surgical and histopathologic findings[J]. Radiographics, 2006, 26(3):701-714.
- [7] Horvat N, Carlos Tavares Rocha C, Clemente Oliveira B, et al. MRI of rectal cancer: tumor staging, imaging techniques, and management[J]. Radiographics, 2019, 39(2):367-387.
- [8] 王绍龙, 张玉兴, 李铭. 分析探讨 3.0T 磁共振在直肠癌术前评估中扫描序列的最优选择[J]. 中国医学工程, 2014, 22(12):74-76.
- [9] 陆志华, 钱伟新, 曹文洪, 等. 磁共振扩散加权成像对直肠癌 T 分期的诊断价值[J]. 中华胃肠外科杂志, 2015, 18(3):257-261.
- [10] Peng Y, Li Z, Tang H, et al. Comparison of reduced field-of-view diffusion-weighted imaging (DWI) and conventional DWI techniques in the assessment of rectal carcinoma at 3.0T: image quality and histological T staging[J]. J Magn Reson Imaging, 2018, 47(4):967-975.
- [11] Lu ZH, Hu CH, Qian WX, et al. Preoperative diffusion-weighted imaging value of rectal cancer: preoperative T staging and correlations with histological T stage[J]. Clin Imaging, 2016, 40(3):563-568.
- [12] 胡飞翔, 岳亚丽, 彭卫军, 等. DWI 联合 T_2 WI 在鉴别 T2 和 T3 期直肠癌术前分期中的应用价值[J]. 放射学实践, 2021, 36(4):507-513.
- [13] 姚肖, 宋幸鹤, 王屹. 3.0T 高分辨磁共振成像对直肠癌浸润深度的诊断价值[J]. 中华胃肠外科杂志, 2016, 19(6):668-674.

- [14] Surov A, Meyer HJ, Hohn AK, et al. Correlations between intravoxel incoherent motion (IVIM) parameters and histological findings in rectal cancer: preliminary results [J]. *Oncotarget*, 2017, 8(13):21974-21983.
- [15] 柳思洁, 袁艺, 牟安娜, 等. 体素内不相干运动扩散加权成像参数感兴趣区的选择在直肠癌术前评估的应用价值[J]. *临床放射学杂志*, 2021, 40(5):918-923.
- [16] Lambin P, Leijenaar TH, Deist TM, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2017, 14(12):749-762.
- [17] Liu H, Zhang C, Wang L, et al. MRI radiomics analysis for predicting preoperative synchronous distant metastasis in patients with rectal cancer[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(8):4418-4426.
- [18] He K, Liu XM, Li MY, et al. Noninvasive KRAS mutation estimation in colorectal cancer using a deep learning method based on CT imaging[J]. *Bmc Med Imaging*, 2020, 20(1):59.
- [19] Li MY, Li XY, Guo Y, et al. Development and assessment of an individualized nomogram to predict colorectal cancer liver metastases[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2020, 10(2):397-414.
- [20] van Griethuysen JJM, Fedorov A, Parmar C, et al. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype[J]. *Cancer Res*, 2017, 77(21):E104-E107.
- [21] Glynne-Jones R, Wyrwicz L, Tiret E, et al. Rectal cancer: ESMO clinical practice guidelines for diagnosis, treatment and follow-up (vol 28, pg 22, 2017)[J]. *Ann Oncol*, 2018, 28(suppl_4):iv22-iv40.
- [22] 魏伟, 刘振宇, 王硕, 等. 影像组学技术研究进展及其在结直肠癌中的临床应用[J]. *中国生物医学工程学报*, 2018, 37(5):513-520.
- [23] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. *Radiology*, 2016, 278(2):563-577.
- [24] 吴艳梅, 叶军, 杨珊珊. 3.0T T₂WI 联合弥散加权成像对直肠癌术前 TN 分期中的应用价值[J]. *医学影像学杂志*, 2021, 31(12):2083-2087.
- [25] Inoue A, Ohta S, Nitta N, et al. MRI can be used to assess advanced T-stage colon carcinoma as well as rectal carcinoma[J]. *Jpn J Radiol*, 2016, 34(12):809-819.
- [26] Sun YQ, Hu PP, Wang JZ, 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.
- [27] Blomqvist L, Machado M, Rubio C, et al. Rectal tumour staging: MR imaging using pelvic phased-array and endorectal coils vs endoscopic ultrasonography[J]. *Eur Radiol*, 2000, 10(4):653-660.
- [28] 李波, 李欢, 徐聃, 等. IVIM 在胶质瘤中的研究进展及临床应用[J]. *放射学实践*, 2021, 36(2):262-266.
- [29] Koh DM, Collins DJ, Orton MR. Intravoxel incoherent motion in body diffusion-weighted MRI: reality and challenges[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2011, 196(6):1351-1361.

(收稿日期:2021-10-19 修回日期:2022-02-23)

下期要目

增强 MRI 影像组学对肝癌微血管侵犯的预测价值
MRI 在小儿先天性肛门闭锁术后排便障碍中的应用
基于肾体积的个体化碘对比剂方案在腹部 CT 增强中的应用
HRCT 密度差值在诊断前庭窗型耳硬化症中的应用
多模态 MRI 对新生儿 HIE 分布模式与临床相关性的诊断价值
腹部脂肪和肝脏脂肪含量与骨密度相关性的定量 CT 分析

联合全新迭代算法 (ASiR-V) 的 Revolution CT 低 keV 单能量优化腹部血管成像的价值
多模态 MRI 在宫颈癌病理分化程度及组织学分型的价值研究
基于 3D T₁WI 序列的影像组学模型对儿童 FCD/MCD 的预测
腹膜后去分化脂肪肉瘤的 CT 表现及术后一年内复发的预后分析
骨密度和肝脏脂肪含量与内脏脂肪含量相关性定量 CT 研究