

• 肿瘤影像学 •

基于高分辨率 T₂WI 影像组学联合临床特征预测食管癌新辅助放化疗疗效的价值

杨日辉, 钟怡, 范伟雄, 程亚宝, 陈寿让, 张添辉

【摘要】目的:探讨基于高分辨率(HR)T₂WI影像组学联合临床特征预测食管癌新辅助放化疗后疗效的价值。**方法:**回顾性分析本院 2016 年 1 月—2021 年 12 月新辅助放化疗前接受 HR T₂WI 成像检查并经病理证实的 95 例食管癌患者资料。依据新辅助放化疗后病理缓解状态结果将患者疗效分为缓解组和未缓解组,在 HR T₂WI 图像上勾画肿瘤感兴趣区(ROI)后采用 A.K 软件提取影像组学特征,采用最大相关最小冗余(mRMR)算法进行降维,采用逻辑回归模型对筛选出的影像组学特征及临床参数构建模型;采用受试者操作特征(ROC)曲线评估不同模型的预测效能,计算曲线下面积(AUC)、准确率、敏感度和特异度,并采用 DeLong 检验比较不同模型预测食管癌新辅助放化疗敏感性的效能。**结果:**缓解组与未缓解组年龄差异具有统计学意义($P=0.001$),其他临床特征差异无统计学意义($P>0.05$)。从 1688 个组学特征中逐层筛选出 4 个影像组学特征,构建两个预测模型:基于 HR T₂WI 的影像组学模型、年龄-影像组学模型。HR T₂WI 影像组学模型在训练集与验证集预测食管癌新辅助放化疗是否缓解的 AUC、准确率、敏感度和特异度分别为 0.863、80.0%、88.2%、76.7%,0.809、81.5%、75.0%、84.2%。年龄-影像组学模型在训练集与验证集预测食管癌新辅助放化疗是否缓解的 AUC、准确率、敏感度和特异度分别为 0.888、81.7%、94.1%、76.7%,0.836、81.5%、87.5%、78.9%。年龄-影像组学模型预测食管癌新辅助放化疗是否缓解的 AUC、准确率和敏感度均高于 HR T₂WI 影像组学模型,而两者的特异度相仿。**结论:**基于 HR T₂WI 影像组学模型对食管癌新辅助放化疗是否缓解具有较好的预测效能,且 HR T₂WI 影像组学联合年龄特征模型显示出更高的预测价值。

【关键词】 食管癌; 新辅助放化疗; 影像组学

【中图分类号】 R445.2; R735.1 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2024)03-0377-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2024.03.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



The value of predicting the efficacy of neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy for esophageal cancer based on high-resolution T₂WI radiomics and clinical features YANG Ri-hui, ZHONG Yi, FAN Wei-xiong, et al. Department of MRI, Meizhou People's Hospital, Guangdong 514031, China

【Abstract】 Objective: To explore the value of predicting the efficacy of neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy for esophageal cancer based on high-resolution T₂WI radiomics and clinical features.**Methods:** The data of 95 patients with esophageal cancer confirmed by pathology who underwent high-resolution T₂WI imaging before neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy in our hospital from January 2016 to December 2021 was retrospectively analyzed. According to the results of pathological remission after neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy, the patients were divided into remission group and no-remission group. After the tumor region of interest (ROI) was delineated on the high-resolution T₂WI image, the radiomics characteristics were extracted using A.K software, the maximum correlation minimum redundancy (mRMR) algorithm was used to reduce the dimension, and the logical regression model was used to build the model of the screened image group characteristics and clinical parameters. The predictive efficacy of different models was evaluated using the operating characteristic curve of subjects, and the area under the curve (AUC), accuracy, sensitivity and specificity were calculated. The efficacy of different models in predicting the sensitivity of neoadjuvant radiotherapy and

作者单位:514031 广东,梅州市人民医院磁共振科

作者简介:杨日辉(1985—),男,广东梅州人,硕士,副主任医师,主要从事磁共振成像及诊断研究。

通讯作者:张添辉,E-mail:634652956@qq.com

基金项目:广东省医学科学技术研究基金项目(B2023272);梅州市社会发展科技计划项目(2022B48);梅州市人民医院科研培育项目(PY-C2021011)

chemotherapy for esophageal cancer was compared using DeLong test. **Results:** The clinical characteristics of the remission group and the no-remission group were tested for statistical differences, and only age was significant ($P = 0.001$). The clinical characteristics of the other two groups were not significantly different ($P > 0.05$). A total of 2 prediction models were obtained: based on high-resolution T₂WI radiomics model, and based on high-resolution T₂WI radiomics combined with age model. The AUC, accuracy, sensitivity and specificity of predicting whether to remission of neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy for esophageal cancer based on the high-resolution T₂WI radiomics model in the training set and the validation set were 0.863, 0.800, 88.2%, 76.7%, 0.809, 0.815, 75.0% and 84.2%, respectively. The AUC, sensitivity and specificity of predicting whether to remission of neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy for esophageal cancer in the training set and the validation set based on the high-resolution T₂WI radiomics combined with age feature model were 0.888, 0.817, 94.1%, 76.7%, 0.836, 0.815, 87.5% and 78.9%, respectively. The AUC, accuracy, and sensitivity of predicting whether to remission of neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy for esophageal cancer based on high-resolution T₂WI radiomics combined with age characteristics model were higher than those of single high-resolution T₂WI radiomics model. And the specificity of the two was similar. **Conclusion:** Radiomics model based on the HR T₂WI has a good predictive effect on the response of esophageal cancer to neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy, and the combination of high-resolution T₂WI radiomics and age characteristic model shows a higher predictive value.

【Key words】 Esophageal carcinoma; Neoadjuvant radiotherapy and chemotherapy; Radiomics

食管癌(esophageal carcinoma, EC)是一种侵袭性强、致死率高的恶性消化道肿瘤,根治性食管癌切除及淋巴结清扫术是其标准治疗方式^[1-2]。然而,大多数食管癌患者确诊时已处于局部进展期,无法直接手术切除;新辅助放化疗后行根治性切除术可降低手术难度及改善预后,是局部进展期食管癌患者的首选治疗方式^[3]。虽然,新辅助放化疗可以使局部进展期食管肿瘤缩小,降低分期,减少肿瘤微转移灶,使得治疗后病理完全缓解者5年生存率明显提高;但是,部分对新辅助放化疗不敏感的食管癌患者会因毒性反应而受到不必要的伤害,对预后无益^[4-5]。因此,早期预测食管癌对新辅助放化疗的病理缓解状态可筛选出获益人群,减少不必要的治疗。研究表明,基于MRI的影像组学特征可用于预测肿瘤的治疗反应^[6-8]。目前,基于MRI影像组学特征预测食管癌新辅助放化疗疗效的研究报道较少,诊断效能尚未明确。因此,本研究拟通过提取新辅助放化疗前高分辨率(high-resolution, HR)T₂WI影像组学特征并联合临床特征构建模型,评估其预测食管癌新辅助放化疗疗效的价值。

材料与方法

1. 研究对象

回顾性分析2016年1月—2021年10月95例经病理证实的食管癌患者的病例资料。纳入标准:①所有患者均经病理证实为食管癌;②新辅助治疗前行MR扫描;③临床综合分期为Ⅱ~Ⅳ期(根据第八版

AJCC-TNM食管癌分期);④既往无恶性肿瘤病史。排除标准:①年龄 >80 岁或 <18 岁;②MR扫描前行针对性食管癌治疗;③新辅助放化疗中断大于2周者;④新辅助放化疗完成后未进行后续的手术治疗;⑤MRI图像伪影明显,影响特征提取。所有入组患者均为新辅助放化疗结束后4~6周行食管癌根治切除术。依据术后病理缓解状态评估结果将患者疗效分为:缓解组,病理缓解反应较好(TRG I~II级);未缓解组,病理缓解反应较差(TRG III~V级)。随机将数据按7:3的比例划分为训练集和测试集。本研究经医院伦理管理委员会批准(批准号2021-CY-32)。

2. 检查方法

采用Siemens Skyra3.0T MR扫描仪和相控阵线圈进行扫描,扫描食管的冠状面、矢状面和横轴面三个方位,扫描范围从锁骨上区至胃小弯水平。扫描序列及参数:基于刀锋伪影校正技术的HR T₂WI横轴面扫描:层厚3 mm,TR 3020 ms,TE 90 ms,脉冲重复激励次数(NEX)为1,矩阵256×256,视野(FOV)260 mm×260 mm;增强T₁WI横轴面扫描:层厚1.5 mm,TR 4.6 ms,TE 2.1 ms,NEX为1,矩阵160×160,FOV 160 mm×160 mm,翻转角15°,扫描时间3 min 20 s。DWI横轴面:层厚4 mm,TR 1920.00 ms,TE 50.00 ms,矩阵128×128,FOV 360 mm×250 mm,b值分别为0、800 s/mm²。对比剂采用钆喷酸葡胺(Gd-DTPA,质量浓度469.01 mg/mL),注射剂量0.1 mmol/kg体质量,注射流率3.5~4.5 mL/s。

3. 图像勾画及特征提取

将 HR T_2 WI 图像以 DICOM 格式导入 ITK-SNAP 软件 (Artificial Intelligence Kit V3.3.0, GE Healthcare) 进行图像半自动分割。肿瘤感兴趣区 (region of interest, ROI) 的勾画由两名副主任医师独立完成, 肿块型的病灶勾画时尽量避开出血、坏死及边缘区域, 环管壁浸润的病灶勾画时沿管壁逐层环形勾画。通过计算每个特征的组内及组间相关系数 (intra-/interclass correlation coefficient, ICC) 来评估 ROI 的一致性。勾画流程见图 1。

在特征提取前对 T_2 WI 图像重采样至 $1\text{ mm} \times 1\text{ mm} \times 1\text{ mm}$ 体素, 插值方法 sitkBSpline; 并进行标准的归一化。特征提取均基于 AK software (Artificial Intelligence Kit V3.3.0, GE Healthcare, China), AK 的底层基于 Python 工具包 pyradiomics, 特征提取过程符合 ISBI 标准。包括一阶统计特征直方图和二阶及高阶统计特征 (形态学特征、灰度共生矩阵参数、游程矩阵参数、灰度区域大小矩阵参数等)。

4. 模型构建及效能评估

采用最大相关最小冗余 (maximum relevance minimum redundancy, mRMR) 算法进行降维, 用递归特征减少法 (recursive feature elimination, RFE) 对降维后的特征进行筛选。用逻辑回归算法对筛选出的特征计算 Radscore 及构建组学模型。纳入的临床资料包括: 性别、年龄、肿瘤位置及长度、病理类型、肿瘤分化程度、TNM 分期。连续变量用均值填充缺失值和异常值, 离散变量则用中位数填充缺失值和异常值, 采

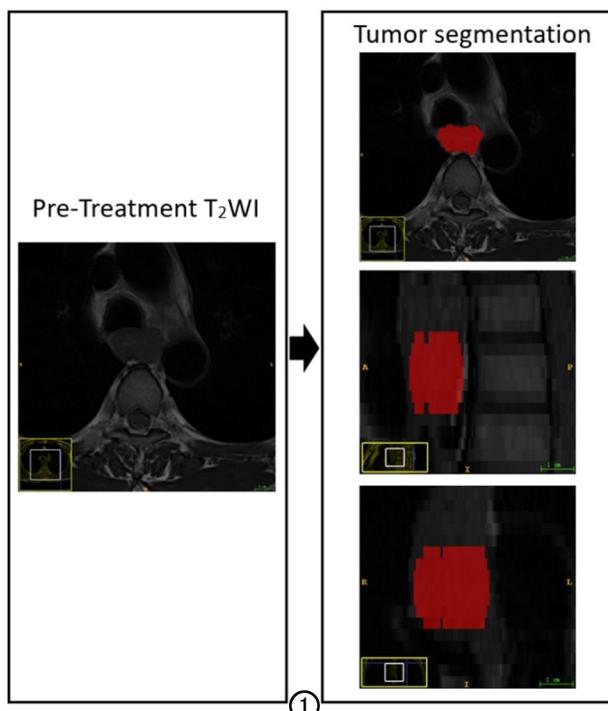


图 1 ROI 勾画流程。

用 Z-score 标准化方法对数据进行标准化。对缓解组与未缓解组的临床特征进行差异性检验, 得出显著性特征并结合 Radscore 构建影像组学列线图, 并且采用受试者操作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线及决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 评估模型的临床应用价值。

5. 统计学分析

采用 R 语言 (version 3.5.1) 和 Python (version 3.5.6) 软件进行统计分析。临床资料分析时, 连续变量采用独立样本 t 检验 (正态分布) 或 Mann-Whitney U 检验 (非正态分布) 分析, 分类变量采用卡方检验或 Fisher 精确概率检验进行分析。采用 mRMR 算法及递归特征减少法 RFE 对影像组学特征进行降维及筛选。采用 ROC 曲线下面积 (area under curve, AUC)、准确率、敏感度及特异度以评估预测效能。采用程序包绘制 DCA 模型的应用价值。采用 Delong 检验比较模型的 AUC 值。以 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。

结 果

1. 两组患者临床特征比较

纳入食管癌新辅助放化疗后行根治性手术患者共 95 例, 手术病理结果显示缓解组 (TRG I ~ II 级) 27 例, 未缓解组 (TRG III ~ V 级) 68 例, 两组间年龄差异有统计学意义 ($P = 0.001$), 其他临床特征差异无统计学意义 ($P > 0.05$), 见表 1。

表 1 两组患者临床特征比较 % (例)

临床特征	未缓解组 (n=68)	缓解组 (n=27)	统计值	P
性别/例			0.165	0.869
男	52	24		
女	16	3		
年龄/岁	62.3±8.6	55.4±7.9	3.616	0.001
肿瘤位置/例			1.092	0.275
胸上段	7	2		
胸中段	39	17		
胸下段	17	7		
胸中上段	1	0		
胸中下段	4	1		
肿瘤长度* /cm	5.46±1.77	5.43±1.75	0.748	0.457
病理类型/例			1.77	0.096
鳞癌	68	26		
小细胞癌	0	1		
分化程度/例			0.863	0.388
高分化	1	1		
中分化	48	21		
低分化	12	4		
中高分化	1	0		
中低分化	6	1		
TNM 分期/例			1.76	0.095
II	4	0		
III	30	10		
IV	34	17		

注: * 为矢状面测量的肿瘤上下径。

2. 影像组学特征提取及筛选结果

基于 HR T_2 WI 序列图像共提取 1688 个组学特征,采用 mRMR 算法进行降维,筛选出 15 个特征;进一步采用 REF 法筛选出 4 个特征,分别为: square_glszm_Gray Level Variance, wavelet-HLH_glszm_Gray Level NonUniformity Normalized, exponential_gldm_Small Dependence High Gray Level Emphasis, wavelet-LH(firstorder)_Maximum。其中 glszm 为灰度区域矩阵, gldm 为灰度依赖矩阵, first order 为第一阶特征。

3. 模型效能及验证

基于 HR T_2 WI 筛选的 4 个组学特征采用逻辑回归算法构建 HR T_2 WI 影像组学模型。联合上述 4 个组学特征及年龄特征构建年龄-影像组学模型,其在训练集预测食管癌新辅助放化疗疗效的 AUC 值、准确率、敏感度均高于 HR T_2 WI 影像组学模型,而两者的特异度相仿;其在测试集预测食管癌新辅助放化疗疗效的 AUC 值、敏感度均高于 HR T_2 WI 影像组学模型,两者准确率、特异度相仿(表 2,图 2)。

4. 不同模型的临床应用比较

通过校准曲线可见训练集和测试集中,相较于 HR T_2 WI 影像组学模型,年龄-影像组学模型预测结果与病理结果具有更高的-一致性(图 3)。HR T_2 WI 影像组学模型及年龄-影像组学联合年龄模型在训练集及测试集的 AUC 值分别为 0.863 (0.770 ~ 0.956)、0.809 (0.577 ~ 1.000) 及 0.888 (0.803~0.973)、0.836 (0.604 ~ 1)。Delong 检验显示,基于 HR T_2 WI 的影像组学模型与年龄-影像组学模型之间的差异无统计学意义($P = 0.1451$)。决策曲线显示危险阈值在 0.01~1.00 范围内,联合模型的净收益最大(图 4),故年龄-影像组学模型对于食管癌新辅助放化疗疗效预测的临

床应用价值高于单独 HR T_2 WI 影像组学模型。

讨 论

新辅助放化疗是局部进展期食管癌的标准治疗方法,之前的研究表明,食管癌新辅助放化疗后获得病理完全缓解的患者预后更好^[9]。因此,病理缓解状态的预测模型有助于对患者的治疗敏感性进行分类,并在治疗前制定更个性化的治疗计划。病理学是评价食管癌新辅助放化疗后反应及诊断残余癌的金标准,但其属有创检查,评价结果具有一定的滞后性,且受限于肿瘤异质性及体积。目前以肿瘤形态变化为主要依据的实体瘤疗效评价标准(response evaluation criteria

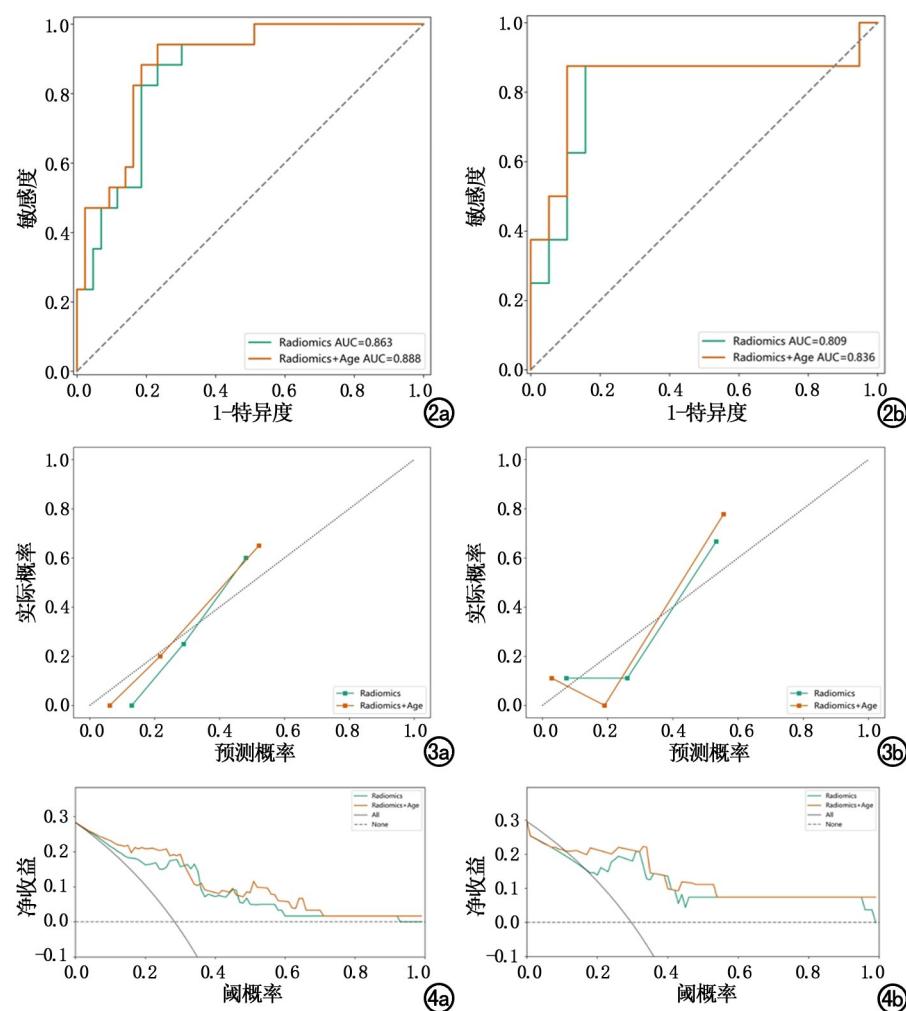


图 2 HR T_2 WI 影像组学模型及年龄-影像组学模型的 ROC 曲线。a)训练集;b)测试集。

图 3 两种模型预测食管癌新辅助放化疗后疗效与病理结果一致性的校准曲线。a)训练集;b)测试集。

图 4 HR T_2 WI 影像组学模型和年龄-影像组学模型的临床决策曲线。a)训练集;b)测试集。

表 2 2 种模型在训练集和测试集中预测食管癌新辅助放化疗疗效的效能

模型	训练集				测试集			
	AUC(95%CI)	准确率(95%CI)	敏感度(95%CI)	特异度(95%CI)	AUC(95%CI)	准确率(95%CI)	敏感度(95%CI)	特异度(95%CI)
HR T_2 WI 影像组学模型	0.863(0.770~0.956)	0.800(0.795~0.805)	0.882(0.729~1.036)	0.767(0.641~0.894)	0.809(0.577~1.000)	0.815(0.804~0.826)	0.750(0.450~1.050)	0.842(0.678~1.006)
年龄-影像组学模型	0.888(0.803~0.973)	0.817(0.812~0.822)	0.941(0.829~1.053)	0.767(0.641~0.894)	0.836(0.604~1.000)	0.815(0.804~0.826)	0.875(0.646~1.104)	0.789(0.606~0.973)

in solid tumours, RECIST) 很难区分肿瘤残留组织与放化疗后引起肿瘤组织纤维化,使疗效评价受到严重限制,不能真实反映肿瘤病理学缓解状态。影像组学是从计算机断层扫描(computer tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)及正电子发射断层扫描(positron emission tomography, PET)等图像中提取定量特征用于识别肿瘤表型特征的新兴方法^[10]。由于影像组学在预测肿瘤治疗反应和预后方面优于传统成像技术,已被广泛应用开展^[11-12]。

本研究结果显示食管癌新辅助放化疗缓解组与未缓解组间除了年龄特征外,其余临床特征差异无统计学意义。Chao 等^[13]研究显示年龄特征可作为食管癌新辅助放化疗疗效是否敏感的预测因素,与本研究结果类似。而 Luo 等^[14] 和 Yang 等^[15] 的研究结果均显示临床特征与食管癌新辅助放化疗疗效是否敏感无相关性,分析原因可能是样本量的选择偏倚。

对于食管癌新辅助放化疗患者的治疗反应及预后评估仍然依赖于医学图像,MRI 作为多参数、多功能成像检查可用于预测肿瘤的治疗反应;另外,与 PET 和 CT 相比,MRI 在肿瘤及其周围结构之间提供了极好的对比度,尤其是刀锋伪影校正技术的应用,使得肿瘤边缘轮廓勾画更准确^[16]。已有研究表明影像组学特征可用来预测食管癌患者的治疗反应和预后^[14-15]。Hou 等^[17] 从 68 例食管癌患者的 T₂WI 图像提取了 138 个组学特征来预测食管癌患者对放化疗是否有应答反应,并取得了较好的预测效能,相应 AUC 为 0.883~0.929,该研究采用的是 RECIST 标准。本研究基于 HR T₂WI 图像最终获得 4 个影像组学特征,其中包括 2 个灰度区域矩阵特征、1 个灰度依赖矩阵特征及 1 个第一阶特征,主要反映的是像素灰度及形态的差异,结果显示基于 HR T₂WI 影像组学模型对食管癌新辅助放化疗是否缓解具有较好的预测效能,其在训练集和验证集中均展示了良好的效能,AUC 值分别为 0.863、0.809。尽管本研究基于 HR T₂WI 影像组学模型的效能与上述研究结果相近,但本研究的新辅助放化疗疗效评价是以病理缓解状态为标准,所得出的预测模型可能更具有代表性。影像组学可以表征肿瘤空间内像素分布规律,异质性越大的肿瘤像素分布越不规则,而肿瘤的异质性高往往提示治疗不良反应和预后不良^[18];基于 T₂WI 提取的影像组学特征主要反应像素的差别,进一步印证了基于 HR T₂WI 的影像组学特征可作为预测食管癌新辅助放化疗反应的成像标志物。

近年来,有学者^[19-20]提出联合临床特征来进一步提高影像组学模型的预测效能,并取得了良好的预期

效果。Van 等^[21]结合临床特征和基于¹⁸F-FDG PET 的组学特征,提高了预测食管癌放化疗疗效的准确性。Yip 等^[22]将基于 CT 的纹理特征与食管最大壁厚度相结合,预测 31 例接受新辅助放化疗的食管癌患者总体生存率,结果显示联合模型的预测效能优于单独模型。Jin 等^[23]将影像组学特征与放疗剂量学参数相结合预测食管癌放化疗疗效,所得模型预测效能优于单独影像组学模型。本研究结果显示基于 HR T₂WI 影像组学联合年龄特征模型预测食管癌新辅助放化疗是否缓解的效能高于单独 HR T₂WI 影像组学模型,其在训练集和测试集中的 AUC 值分别为 0.888、0.836,与上述研究结果类似。分析原因可能为:基于 HR T₂WI 的影像组学模型只能从单一角度描述肿瘤内部特征,而年龄-影像组学模型综合了临床特征的优势,可以更全面反映肿瘤异质性,从而提高预测效能。

本研究存在局限性:①是一项回顾性单中心研究,需通过更大样本量的患者进行外部验证。②仅纳入少数临床特征,需进一步探讨更多的临床特征联合影像组学特征与放化疗反应的相关性。③仅使用了一种机器学习算法进行建模,未来需要研究多机器学习算法所得模型的预测效果。

基于 HR T₂WI 影像组学模型对食管癌新辅助放化疗是否缓解具有较好的预测效能,可作为预测食管癌新辅助放化疗疗效的成像标志物;且 HR T₂WI 影像组学联合年龄特征模型显示出更高的预测价值。

参考文献:

- [1] Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, et al. Global cancer statistics 2018: GLO-BOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2018, 68(6):394-424.
- [2] Ajani JA, D'Amico TA, Bentrem DJ, et al. Esophageal and esophagogastric junction cancers, version 2.2019, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2019, 17(7):855-883.
- [3] Ohkura Y, Ueno M, Iizuka T, et al. Prognostic factors and appropriate lymph node dissection in salvage esophagectomy for locally advanced T4 esophageal cancer[J]. Ann Surg Oncol, 2019, 26(1): 209-216.
- [4] Davis-Marcisak EF, Sherman TD, Orugunta P, et al. Differential variation analysis enable detection of tumor heterogeneity using single-cell rna-sequencing data[J]. Cancer Res, 2019, 79(19): 5102-5112.
- [5] Huang CY, Lee CH, Tu CC, et al. Glucose-regulated protein 94 mediates progression and metastasis of esophageal squamous cell carcinoma via mitochondrial function and the NF-κB/COX-2/VEGF axis[J]. Oncotarget, 2018, 9(10):9425-9441.
- [6] 李海蛟,曹崑,郑虹,等.多序列 MRI 纹理分析预测宫颈癌新辅助化学治疗疗效[J].中国医学影像技术,2020,36(8):1215-1219.
- [7] Liu J, Mao Y, Li Z, et al. Use of texture analysis based on contrast-

- enhanced MRI to predict treatment response to chemoradiotherapy in nasopharyngeal carcinoma[J].J Magn Reson Imaging, 2016, 44(2):445-455.
- [8] DeCecco CN, Ganeshan B, Ciolina M, et al. Texture analysis as imaging biomarker of tumoral response to neoadjuvant chemoradiotherapy in rectal cancer patients studied with 3T magnetic resonance[J]. Invest Radiol, 2015, 50(4):239-245.
- [9] Liu SL, Xi M, Yang H, et al. Is there a correlation between clinical complete response and pathological complete response after neoadjuvant chemoradiotherapy for esophageal squamous cell cancer? [J]. Ann Surg Oncol, 2016, 23(1):273-281.
- [10] Den Bakker CM, Smit JK, Bruynzeel AME, et al. Non responders to neoadjuvant chemoradiation for esophageal cancer: why better prediction is necessary[J]. J Thorac Dis, 2017, 9(8):843-850.
- [11] Zhai TT, van Dijk LV, Huang BT, et al. Improving the prediction of overall survival for head and neck cancer patients using image biomarkers in combination with clinical parameters[J]. Radiother Oncol, 2017, 124(2):256-262.
- [12] Huang YQ, Liang CH, He L, et al. Development and validation of a radiomics nomogram for preoperative prediction of lymph node metastasis in colorectal cancer[J]. J Clin Oncol, 2016, 34(18): 2157-2164.
- [13] Chao YK, Chang HK, Tseng CK, et al. Development of a nomogram for the prediction of pathological complete response after neoadjuvant chemoradiotherapy in patients with esophageal squamous cell carcinoma[J]. Dis Esophagus, 2017, 30(2):1-8.
- [14] Luo HS, Huang SF, Xu HY, et al. A nomogram based on pre-treatment CT radiomics features for predicting complete response to chemoradiotherapy in patients with esophageal squamous cell cancer[J]. Radiat Oncol, 2020, 15(1):249.
- [15] Yang Z, He B, Zhuang X, et al. CT-based radiomic signatures for prediction of pathologic complete response in esophageal squamous cell carcinoma after neoadjuvant chemoradiotherapy[J]. J Radiat Res, 2019, 60(4):538-545.
- [16] Van Rossum PS, Van Lier AL, Lips IM, et al. Imaging of oesophageal cancer with FDG-PET/CT and MRI[J]. Clin Radiol, 2015, 70(1):81-95.
- [17] Hou Z, Li S, Ren W, et al. Radiomic analysis in T₂W and SPAIR T₂W MRI: predict treatment response to chemoradiotherapy in esophageal squamous cell carcinoma[J]. J Thorac Dis, 2018, 10(4):2256-2267.
- [18] Ng F, Ganeshan B, Kozarski R, et al. Assessment of primary colorectal cancer heterogeneity by using whole-tumor texture analysis: contrast-enhanced CT texture as a biomarker of 5-year survival[J]. Radiology, 2013, 266(1):177-184.
- [19] 宫悦,胡逸凡,夏茜,等. CT 影像组学联合炎症指标构建逻辑回归模型预测食管鳞癌新辅助化疗疗效[J]. 放射学实践, 2022, (12):1474-1479.
- [20] 王卓,刘世莉,丁伟,等. 基于 CT 影像组学结合临床影像特征预测局部晚期鼻咽癌诱导化治疗疗效[J]. 放射学实践, 2023, (1):20-26.
- [21] Van Rossum PS, Fried DV, Zhang L, et al. The incremental value of subjective and quantitative assessment of ¹⁸F-FDG PET for the prediction of pathologic complete response to preoperative chemoradiotherapy in esophageal cancer[J]. J Nucl Med, 2016, 57(5):691-700.
- [22] Yip C, Landau D, Kozarski R, et al. Primary esophageal cancer: heterogeneity as potential prognostic biomarker in patients treated with definitive chemotherapy and radiation therapy[J]. Radiology, 2014, 270(1):141-148.
- [23] Jin X, Zheng X, Chen D, et al. Prediction of response after chemoradiation for esophageal cancer using a combination of dosimetry and CT radiomics[J]. Eur Radiol, 2019, 29(1):6080-6088.

(收稿日期:2023-02-16 修回日期:2023-06-20)