论著

基于PET/CT影像组学 预测食管癌新辅助放化 疗疗效*

杨贵生 ¹	曾丽婷 ¹	蔡少训 ²					
黄婉兰 ³	赖沛宝 ⁴	黄伟鹏 ^{1,*}					
1.揭阳市人民医院核医学科 2.揭阳市人民医院医学影像中心							

3.揭阳市人民医院肿瘤内科

4.揭阳市人民医院放疗科 (广东揭阳 522000)

【摘要】目的 探讨基于PET/CT影像组学模型预测局 部晚期食管癌新辅助放化疗疗效。方法 回顾性分析 230例行新辅助放化疗局部晚期食管癌患者PET/CT 及临床资料,手动分割病灶感兴趣区ROI、提取特 征,并采用多种机器学习模型构建预测模型。受试 者工作特征曲线(ROC)评价模型预测效能,构建疗 效预测诺模图,决策曲线(DCA)校准曲线评价模型临 床获益及模型一致性。结果 共从ROI中提取1157个 影像组学特征,共筛选出12个组学特征用于构建影 像组学模型,最终筛选出最佳模型为LR机器学习模 型,LR机器学习模型在训练集和测试集上的AUC分 别为0.914(95%CI: 0.824~1.000)、0.873(95%CI: 0.768~0.979)。诺模图模型直观地呈现预测模型中 的变量对局部晚期食管癌患者nCRT的预测价值。 DCA曲线显示诺模图模型的临床应用价值较高。绘 制校准曲线显示,诺模图模型的预测值与实际观察 值之间的一致性良好。结论基于PET/CT的影像组学 模型对局部晚期食管癌nCRT具有良好预测效能。

【关键词】PET/CT影像组学;局部晚期食管癌; 机器学习模型;新辅助放化疗 【中图分类号】R735.1 【文献标识码】A 【基金项目】广东省医学科研基金立项

项目(B2021390) DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.11.026

Prognostic Effect of Neoadjuvant Chemoradiation for Esophageal Cancer Based on PET/CT Radiomics Model*

YANG Gui-sheng¹, ZENG Li-ting¹, CAI Shao-xun², HUANG Wan-lan³, LAI Pei-bao⁴, HUANG Wei-peng^{1,*}.

- 1.Department of Nuclear Medicine, Jieyang People's Hospital, Jieyang 522000, Guangdong Province, China
- 2. Medical Imaging Center, Jieyang People's Hospital, Jieyang 522000, Guangdong Province, China
- 3.Department of Medical Oncology, Jieyang People's Hospital, Jieyang 522000, Guangdong Province, China
- 4.Department of Radiation Oncology, Jieyang People's Hospital, Jieyang 522000, Guangdong Province, China

ABSTRACT

Objective To investigate the effect of neoadjuvant chemoradiation in predicting locally advanced esophageal cancer based on ¹⁸F-FDG PET/CT imaging model. *Methods* The PET/CT and clinical data of 230 patients with locally advanced esophageal cancer undergoing neoadjuvant chemoradiotherapy were retrospectively analyzed. The ROI of the focal areas of interest was manually segmented and features were extracted. Multiple machine learning models were used to construct prediction models. Receiver operating characteristic curve (ROC) evaluated the predictive efficacy of the model, constructed a normogram of efficacy prediction, and evaluated the clinical benefit and model consistency of the model with a decision curve (DCA) calibration curve. Results A total of 1157 radiomics features were extracted from ROI. After dimensionality reduction, a total of 12 features were selected for constructing the image omics model. The optimal model was finally selected as LR (Logistic regression,LR) machine learning model. The AUC of LR machine learning model on training set and test set were 0.914 (95%CI: 0.824~1.000) and 0.873 (95%CI: 0.768~0.979), respectively. The Nomogram model intuitively presents the predictive value of the variables in the prediction model for nCRT in patients with locally advanced esophageal cancer. DCA curve shows that Nomogram model has high clinical application value. The calibration curve shows that the predicted value of the Normograph model is in good agreement with the actual observed value. Condusion The radiomics model based on ¹⁸F-FDG PET/CT has good predictive efficacy for locally advanced esophageal cancer nCRT.

Keywords: PET/CT Radiomics; Locally Advanced Esophageal Cancer; Machine Learning Model; Neoadjuvant Chemoradiotherapy

食管癌作为一种常见消化道恶性肿瘤,患病率及死亡率均居高不下,预后总体 不佳^[1]。食管癌在我国存在明显区域差异,广东沿海地区常见,潮汕地区更是食管 癌高发地^[2]。¹⁸F-FDG PET/CT在食管癌病理分期、监测复发和远处转移具有重要意 义^[3]。目前,局部晚期食管癌标准治疗方法是术前行新辅助放化疗(neo-adjuvant chemoradiotherapy,nCRT)后行食管癌根治术^[4]。27%~34%的患者在接受nCRT后 达到病理完全缓解(pathological complete response,pCR)^[5]。研究显示,单独进行 nCRT治疗的患者选择临床完全缓解(clinical complete remission, cCR)被认为是安全的 ^[6]。nCRT可改善食管癌预后,如能在nCRT早期预测肿瘤治疗敏感性,将会使患者治疗 获益,对临床医生确定个体化治疗策略意义重大。

近年来,影像组学(Radiomics)这一新兴研究领域快速发展并广泛应用于肿瘤学研究,定义为从医学图像中高通量地提取大量定量特征^[7]。机器学习是人工智能的一大分支,较传统统计模型能准确处理大量变量间的复杂关系^[8]。相关研究表明,结合影像组学和机器学习预测局部晚期食管癌新辅助放化疗疗效的研究应用前景广阔^[9]。

已有学者对预测肿瘤术后复发进行了基于MRI影像组学的预测模型研究^[10]。本研 究采用六种机器学习算法构建模型:支持向量机(SVM)、K近邻(KNN)、轻量梯度提升 (LightGBM)、随机森林(RF)、Logistic回归(LR)、极度梯度提升(XGBoost)等模型。

本研究旨在从常见的¹⁸F-FDG PET/CT机器学习影像组学模型中挑选出最佳的模型并 分析其在预测局部晚期食管癌新辅助放化疗疗效的效能。

1 资料与方法

1.1 研究对象

1.1.1 一般资料 回顾并分析2017年9月至2022年8月于广东省揭阳市人民医院局部晚期 食管癌nCRT后行手术的患者临床病理资料及影像学图像。本研究经本院医院伦理委员 会审查批准。

纳入标准:经组织病理证实为食管鳞状细胞癌(ESCC);术前分期为局部晚期食管癌 患者(T1-4期,任何N分期,MO);所有患者均接受完整的nCRT后行食管癌根治术;所 有患者在nCRT前后均进行¹⁸F-FDG PET/CT检查。排除标准:影像资料或病理报告不完 整;食管癌的类型为非鳞状细胞癌;未完成完整的nCRT或无行食 管癌根治术;合并其他恶性肿瘤。

共纳入230例患者,其中男性132例,女性98例,年龄在 35~77岁之间,平均年龄为(52.9±9.7)岁。

1.1.2 治疗方案 患者选择新辅助放化疗联合手术治疗方案:放 疗采用根治性同步放化疗方式,每次放疗剂量为1.8Gy,每天一次,总共进行34次,总剂量为61.2Gy。放疗从第一天开始与同 期化疗同时进行。化疗方案采用铂类、紫杉类或氟尿嘧啶类药 物。对于不能耐受化疗或拒绝化疗的患者,仅进行根治性放疗。 放疗使用适应性调强放疗(IMRT)技术,并在治疗前的两周内进行 ¹⁸F-FDG PET/CT显像。放疗结束后的5至10周,患者接受全胸腔 镜下食管癌根治术。

1.2 病理学分级 术后标本由高年资病理科医师取材、评估。根据肿瘤退缩分级(tumor regression grading, TRG)^[11]进行评分: TRG 0表示没有发生肿瘤退缩; TRG 1表示肿瘤组织没有发生形态学改变; TRG 2表示中度退缩; TRG 3表示明显退缩; TRG 4表示完全退缩。根据TRG分级,将nCRT后的ESCC患者分为病理完全缓解(pCR)组(TRG 4, 158例)和无病理完全缓解(non-pCR)组(TRG 0~3, 72例)。

1.3¹⁸F-FDG PET/CT 使用荷兰Philips公司的Ingenuity TF型 PET/CT设备进行全身PET/CT断层显像。在检查前,患者需禁 食至少6小时,并控制空腹血糖≤11.1mmol/L,静脉注射3.70-5.55 MBq/kg ¹⁸F-FDG(北京原子高科广州分公司提供,放化纯度 均大于95%),注射后静息60分钟后进行图像采集,扫描范围从 颅顶到股骨中段,每个床位扫描2min。CT扫描图像用于对PET 图像进行衰减校正,并采用迭代法进行图像重建。CT扫描电压 设置120kV,根据患者体重自动调节管电流(care dose 100-120 mA),层厚为4.0mm。

1.4 图像分割、影像学特征提取和建立影像组学标签影像组学分析的工作流程包括病灶分割、特征提取、特征选择和模型构建。所有病灶都通过分别使用PET和CT在PET/CT图像上进行识别。在进行分割之前,采用下列步骤对不同的PET/CT图像进行标准化及预处理:重新采样为体素大小为1mm×1mm×1mm,并通过wavelet和LOG滤波器对PET/CT图像进行处理,得到衍生图像。 1.4.1 肿瘤手动分割使用开源软件ITK-SNAP(版本号3.8.0-beta,网址:https://itk.org/)手动分割肿瘤体积。由一位有5年以上PET/CT诊断经验的医师分别在导入的患者治疗前PET和CT图像上

	训练集 测试集		12日
(n=161)	(n=69)	
年龄(年)			0.352
<65 83	3(51.5%)	36(52.2%)	
≥65 78	8(48.5%)	33(47.8%)	
性别			0.784
男 92	2(57.1%)	40(58.0%)	
女 6	9(42.9%)	29(42.0%)	
病变部位			0.546
颈段 13	3(8.1%)	6(8.7%)	
胸上段 32	2(19.9%)	14(20.3%)	
胸中段 74	4(46.0%)	33(47.8%)	
胸下段 42	2(26.0%)	16(23.2%)	
T分期			0.273
T1 9	(5.6%)	4(5.8%)	
T2 20	0(12.4%)	8(11.6%)	
T3 7.	1(44.1%)	31(44.9%)	
T4 6.	1(37.9%)	26(37.7%)	
N分期			0.467
N0 1	09(67.7%)	48(69.6%)	
N1 5	2(32.3%)	21(30.4%)	
M分期			0.951
M0 1	61(100%)	69(100%)	
M1 0		0	

使用单盲法独立沿着肿瘤病灶边缘逐层手动勾画ROI。由另一位5 年以上PET/CT诊断经验的医师对分割图像进行审查、确认,对存 在异议的图像协商统一意见。

1.4.2 影像组学特征提取及影像组学标签建立 从工作站以 DICOM 格式导出所有入组病例的PET/CT图像。基于开源软件 PyRadiomics(https://github.com/Radiomics/pyradiomics)分别 从PET、CT原始图像和衍生图像中分别提取组学特征。对上述提取 的所有组学特征通过Z-score标准化,独立样本t检验进一步筛选特 征。组内相关系数(ICC)评估特征提取的观察者之间一致性,仅保留 相关系数超过0.8的特征进行进一步分析。使用LASSO进行数据降 维,减少冗余特征,优化拟合模型,同时应用十折交叉验证。

最后根据影像组学特征及对应的权重,构建影像组学标签, 并计算出影像组学标签评分(Rad-score)。

1.5 模型构建 通过LASSO降维提取得到的组学特征进一步构建 模型,使用SVM、KNN、LightGBM、RF、LR和XGBoost等6种机 器学习分类器训练数据,比较不同机器学习模型的预测效能。基 于多因素Logistic回归模型中各影响因素对终点事件的影响,构 建ESCC个体化疗效预测的诺模图,使用DCA曲线评估诺模图模型 在影像组学中的临床获益,绘制校准曲线对诺模图预测值与实际 观察值之间进行一致性评价。

1.6 统计学方法 采用SPSS 22.0软件分析数据,计量资料以 $(x \pm s)$ 表示,两组比较采用独立样本t检验,计数资料以例数(%) 表示,组间比较采用 x^2 检验。按7:3随机划分训练集、测试集, 使用Wilcoxon检验比较pCR组和non-pCR组的Rad-score值。采 用受试者工作特征曲线(ROC)评估机器学习模型和诺模图的预测 效能,DeLong检验用于评估各机器学习模型之间和诺模图AUC 的差异。P<0.05为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 研究人群基线临床特征 训练集和测试集患者的基线特征见 表1。统计分析结果表明,两组之间各项指标没有显著差异(P均 >0.05)。

训练集中比较pCR患者与non-pCR患者的基线特征见表2。 在训练集中,pCR患者占训练集总体的68.9%(111/161),而nonpCR患者占训练集总体的31.1%(50/161)。

2.2 影像组学特征提取结果 从治疗前PET、CT原始图像和衍生

表2 ESCC患者训练集中pCR患者与non-pCR患者的临床基线特征比较

临床病理特征	训练集		P值
	pCR(n=111)	non-pCR(n=50)	
年龄(年)			0.320
<65	53(47.7%)	26(52.0%)	
≥65	58(52.3%)	24(48.0%)	
生别			0.662
男	61(55.0%)	28(56.0%)	
女	50(45.0%)	22(44.0%)	
			0.424
颈段	6(5.7%)	3(6.0%)	
胸上段	18(15.8%)	9(18.0%)	
胸中段	52(46.8%)	21(42.0%)	
胸下段	35(31.7%)	17(34.0%)	
Г分期			0.583
Г1	5(4.5%)	4(8.0%)	
Г2	12(10.8%)	6(12.0%)	
ГЗ	51(46.0%)	26(52.0%)	
Γ4	43(38.7%)	14(28.0%)	
N分期			0.694
N0	67(60.4%)	27(54.0%)	
N1	44(39.6%)	23(46.0%)	
M分期			0.875
0N	111(100%)	50(100%)	
M1	0	0	

图像的感兴趣区域(ROI)中提取影像组学特征,共获得1157个组学特征(606个PET特征和551个CT特征),具体包括180个一阶统计特征、750个纹理特征(共5类):①157个灰度共生矩阵特征(GLCM); ②145个灰度相关矩阵特征(GLDM);③148个灰度游程矩阵特征 (GLRLM);④156个灰度区域大小矩阵特征(GLSZM);⑤144个邻 域灰度差异矩阵特征(NGTDM)、227个基于形状特征。 LASSO回归方法对1157个影像组学特征通过降维处理(图1A、图 1B),共筛选出12个组学特征用于后续影像组学模型的建立(如 图1C所示),Wilcoxon检验结果显示,pCR组的Rad-score均值 (0.156±0.058)高于non-pCR组(0.124±0.039),差异有统计学意 义(Z=-3.673, P<0.001)。

2.4 六种机器学习预测模型比较 LR、SVM、KNN、RF、

2.3 LASSO回归方法降维结果及影像组学标签构建 通过



图1A-图1C 基于最小惩罚系数 λ 的影像组学特征降维和影像组学标签构建。1A:基于最小惩罚系数 λ 的对数变换值。1B:随着对数 λ 的变化,构 建的放射组学特征的数量随着变化。1C:系数值为0的12个特征的权重系数。

XGBoost和LightGBM等六种机器学习预测模型的ROC曲线 见图2。LR机器学习模型在训练集和测试集上的AUC分别为 0.914(95%CI: 0.824~1.000)、0.873(95%CI: 0.768~0.979),均 高于其他五种机器学习算法。DeLong检验结果显示,6种机器学 习算法模型的AUC两两比较差异均无统计学差异(P均>0.05)。

2.5 LR机器学习模型的预测效果 评价LR机器学习模型预测 nCRT后ESCC患者为pCR或non-pCR与病理结果的差异,以预测

样本分布瀑布图展示,见图3。

图3左.训练集;图3右.测试集;橙色:non-pCR组;蓝色:pCR 组;当柱状图为>0时,预测模型将其归类为pCR;当柱状图<0时, 预测模型将其归类为non-pCR;如果蓝色出现在橙色柱状区时,则 表明患者被误分类为pCR,但实际上是non-pCR;当橙色出现在蓝 色柱状区时,表明患者被误分类为non-pCR,但实际上是pCR。 2.6 构建诺模图模型 通过构建诺模图直观地呈现预测模型中的变



图2 六种机器学习影像组学模型的ROC曲线。左图:训练集,右图:测试集,AUC:曲线下面积。图3 LR机器学习模型的预测样本分布瀑布图。



用预测模型的情况相比,诺模图模型的临床净收益均高于所有干预和无干预曲线,说明应用诺模图模型在nCRT前对ESCC进行预测 具有较好的临床效益,能够使患者在临床上获益;见图5A、5B。

经绘制校准曲线可见,诺模图模型的预测值与实际观察值之间的一致性良好,具有较好的校准能力,见图5C、5D。 3 讨论



图5A-图5D 诺模图模型的决策曲线 (DCA) 和校准曲线。5A-5B: 诺模图模型训练集 和验证集的决策曲线; 5C-5D: 诺模图模型训练集和验证集的校准曲线。 本研究使用Python软件"Scikit-learn"包开发的六种常规机 器学习算法模型,包括Logistic回归(LR)、支持向量机(SVM)、K 近邻(KNN)、随机森林(RF)、极度梯度提升(XGBoost)、轻量梯度 提升(LightGBM),均为有监督式学习,可用于预测局部晚期食管 癌患者nCRT分析建模¹¹²。这些模型各有其优缺点及局限性。

一项研究将接受新辅助化疗的患者分为pCR和非pCR 两组, 研究发现非pCR组的总生存率和无病生存率明显低于pCR组^[13]。 TIXIER等人的研究结果则显示,一些影像组学纹理特征在识别 pCR方面优于基于标准摄取值(SUV)的参数^[14]。DESBORDES^[15]等 人建立了一个随机森林(RF)分类模型,其对于判断食管癌放化疗 后是否为pCR的敏感性为82%±9%,特异性为91%±12%。为了 预测pCR,VAN ROSSUM^[16]等人发现联合纹理和几何特征能够改 善基于临床和传统PET纹理参数的预测模型。

本研究采用了LASSO回归算法以及十折交叉验证的方法,最 终筛选出了12个与疗效反应最相关的组学特征。除了一阶统计特 征和形态特征外,其余特征均为纹理相关特征,这反映了肿瘤内 部纹理的异质性^[17]。这12个组学特征涵盖了统计特征、形态特征 和纹理特征三个方面,相较于其他模型,更全面地量化了肿瘤的 空间异质性和微环境^[18]。影像组学特征提供了解释肿瘤内异质性 的有力手段,而传统的临床肿瘤分期则无法提供此信息。

既往研究大多仅使用一种机器学习算法构建预测模型,仅有 少量研究评估了不同特征结合不同分类算法对于模型的影响,结 果显示不同机器学习算法可能影响模型性能。本研究优势之一是 同时采用了六种不同机器学习算法构建预测模型,相比既往传统 方法,能更有效、准确地生成预测模型。本研究得到的LR机器学 习模型的平均AUC均最高,预测效果最佳,优于其他机器学习模 型,可认为是最佳机器学习模型。通过预测样本分布瀑布图可显 示LR机器学习模型预测ESCC患者接受nCRT后pCR或npCR与病 理结果的差异,提示LR机器学习模型可用于帮助临床医生筛选 可能获益于pCR的患者。同时,本研究还采用构建诺模图模型作 为nCRT疗效的评分系统,这有助于对ESCC患者的预后进行个体 化预测,从而辅助临床决策。此外,通过DCA曲线的分析,发现 使用诺模图模型进行预测的临床净收益要高于所有干预和无干预 曲线,说明诺模图模型能使患者在临床上获益。以上研究结果表 明,基于¹⁸F-FDG PET/CT的影像组学模型在预测局部晚期食管癌 nCRT上具有较好的临床应用前景。

本研究仍存在一些局限性。首先,本研究病例数量仍较少, 有待进一步扩大数据量以提高模型性能,且为回顾性的单中心研 究,无法评价模型在其他中心的泛化性。需进行广泛的、跨多中 心、相互独立的前瞻性验证研究。其次,考虑到构建更稳定和通 用的分类模型,可尝试应用深度学习技术。此外,最终模型并未 融合患者的临床病理信息,还可将SUVmax、MTV、TLG等代谢 参数特征添加到预测模型中,有望进一步提高模型性能。

综上所述,基于¹⁸F-FDG PET/CT构建的影像组学模型在预测 ESCC患者nCRT中具有良好的预测效能,得到了一个最佳LR机器 学习模型,其构建的诺模图预测模型能使患者在临床上获益,具 有非侵入性、重复性好的优势,有望为临床医生预测局部晚期食 管癌放化疗疗效提供一种可靠的辅助诊断工具。

参考文献

[1]Liu CQ, Ma YL, Qin Q, et al. Epidemiology of esophageal cancer in 2020 and projections to 2030 and 2040[J]. Thorac Cancer, 2023, 14(1): 3-11.

- [2]Liu S, Huang B, Huang H, et al. Patrilineal background of esophageal cancer and gastric cardia cancer patients in a Chaoshan high-risk area in China [J]. PLoS One, 2013 (12): e81670.
- [3] Mantziari S, Pomoni A, Prior JO, et al.¹⁸F- FDG PET/CT-derived parameters predict clinical stage and prognosis of esophageal cancer[J]. BMC Med Imaging, 2020, 20(1):7.
- [4]Nilsson M, Olafsdottir H, Alexandersson Von Döbeln G, et al. Neoadjuvant chemoradiotherapy and surgery for esophageal squamous cell carcinoma versus definitive chemoradiotherapy with salvage surgery as needed: The study protocol for the randomized controlled needs trial [J]. Front Oncol, 2022, 12: 917961.
- [5] Arnett ALH, Merrell KW, Macintosh EM, et al. Utility of ¹⁸F-FDG PET for predicting histopathologic response in esophageal carcinoma following chemoradiation [J]. J Thorac Oncol, 2017, 12 (1): 121-128.
- [6]Klevebro F, Alexandersson Von Döbeln G, Wang N, et al. A randomized clinical trial of neoadjuvant chemotherapy versus neoadjuvant chemoradiotherapy for cancer of the oesophagus or gastro-oesophageal junction[J]. Ann Oncol, 2016, 27 (4): 660-667.
- [7] Wang H, Yang XW, Chen F, et al. Non-invasive assessment of axillary lymph node metastasis risk in early invasive breast cancer adopting automated breast volume scanning-based radiomics nomogram: a multicenter study[J]. Ultrasound Med Biol. 2023, 49 (5): 1202-1211.
- [8]林子准,李欣明,全显跃.基于机器学习CT影像组学特征联合血清学特征模型预测高 出血风险食管静脉曲张[J].中国CT和MRI杂志,2023,21(06):93-96.
- [9]Beukinga RJ, Poelmann FB, Kats-Ugurlu G, et al. Prediction of non-response to neoadjuvant chemoradiotherapy in esophageal cancer patients with ¹⁸F-FDG PET radiomics based machine learning classification[J]. Diagnostics (Basel), 2022, 12 (5): 1070.
- [10]李玉舟,隋愿,金红瑞,等.基于MRI影像组学三阴性乳腺癌保乳术后肿瘤复发的预 测模型构建及其应用价值[J].中国CT和MRI杂志,2023,21(03):103-106.
- [11]Kumar N, Deo S, Bhoriwal S, et al. Comparison of treatment response assessed by ¹⁸F-FDG PET/CT with the histopathological response using tumor regression grading on surgically resected specimen following neoadjuvant chemotherapy in squamous cell carcinoma of esophagus[J]. Nuclear Medicine Communications, 2021, 42 (8): 928-934.
- [12] Yoon HG, Oh D, Noh JM, et al. Machine learning model for predicting excessive muscle loss during neoadjuvant chemoradiotherapy in oesophageal cancer [J]. J Cachexia Sarcopenia Muscle, 2021, 12 (5): 1144-1152.
- [13] Chen YH, Lue KH, Chu SC, et al. Combining the radiomic features and traditional parameters of ¹⁸F-FDG PET with clinical profiles to improve prognostic stratification in patients with esophageal squamous cell carcinoma treated with neoadjuvant chemoradiotherapy and surgery [J]. Ann Nucl Med, 2019, 33 (9): 657-670.
- [14] Tixier F, Hatt M, Le Rest CC, et al. Reproducibility of tumor uptake heterogeneity characterization through textural feature analysis in ¹⁸F-FDG PET[J]. J Nucl Med, 2012, 53 (5): 693-700.
- [15] Desbordes P, Ruan S, Modzelewski R, et al. Predictive value of initial FDG-PET features for treatment response and survival in esophageal cancer patients treated with chemo-radiation therapy using a random forest classifier[J]. PLoS One, 2017, 12 (3): e0173208.
- [16] 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.
- [17] Wang S, Meng M, Zhang X, et al. Texture analysis of diffusion weighted imaging for the evaluation of glioma heterogeneity based on different regions of interest [J]. Oncol Lett, 2018, 15 (5): 7297-7304.
- [18] Song F, Song X, Feng Y, et al. Radiomics feature analysis and model research for predicting histopathological subtypes of non-small cell lung cancer on CT images: a multi-dataset study[J]. Med Phys, 2023, 50 (7): 4351-4365.

(收稿日期: 2023-12-26) (校对编辑: 韩敏求)