

论 著

预测肝癌患者微血管侵犯、术后转归和复发的CT放射组学模型*

朱晓青 丁冠融*

上海交通大学医学院附属第九人民医院
放射科(上海 黄浦 200011)

【摘要】目的 基于放射组学创建肝癌患者微血管侵犯和术后复发的预测模型,并评估其预测价值。**方法** 2015年1月~2017年1月在我院确诊并进行肝切除手术的360例早期肝癌患者根据随机数字表法被分为训练组(240例)和验证组(120例)。对两组患者术前的CT影像资料和病理资料进行分析,通过逐层勾勒获得三维感兴趣区域,并提取影像特征,采用LASSO(least absolute shrinkage and selection operator)回归进行降维处理并进行十折交叉验证,获得CT特征并建立预测模型,采用受试工作者特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)判定预测模型的预测价值。**结果** 训练组和验证组在性别、年龄、乙肝表面抗原、ALT、AST、GGT、TBIL、DBIL、AFP、肿瘤最大直径、Child-Pugh分级、肿瘤微血管侵犯上差异均无统计学意义($P>0.05$)。针对微血管侵犯,共获得10个特异性的特征参数,对应模型在训练组的ROC曲线下面积(AUC)为:0.705(95%CI: 0.640~0.770),敏感度71.42%,特异度58.97%;在验证组中的AUC为:0.745(95%CI: 0.679~0.810),敏感度75.00%,特异度66.17%。针对术后3年的复发,共获得13个特异性特征参数,对应模型在训练组的AUC为0.720(95%CI: 0.629~0.812),敏感度72.22%,特异度70.49%;在验证组中的AUC为0.753(95%CI: 0.666~0.839),敏感度70.27%,特异度69.86%。**结论** CT放射组学模型对肝癌微血管侵犯和术后复发均具有较高的预测价值。

【关键词】 肝癌;微血管侵犯;复发;CT;放射组学;受试工作者特征曲线

【中图分类号】 R735.7

【文献标识码】 A

【基金项目】 江苏省老年健康科研项目(LD2021033)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.06.034

Establishment of CT Radiomics Model for Predicting Microvascular Invasion, Postoperative Outcome And Recurrence in Patients with Liver Cancer*

ZHU Xiao-qing, DING Guan-rong*

Department of Radiology, Shanghai Ninth People's Hospital, Shanghai Jiaotong University School of Medicine, Huangpu 200011, Shanghai, China

ABSTRACT

Objective To establish CT radiomics models for predicting microvascular invasion, postoperative outcome and recurrence and to evaluate its predictive value in patients with liver cancer. **Methods** 360 patients from January 2015 to January 2017 with early liver cancer who were diagnosed and underwent hepatectomy in our hospital were divided into training group (240 cases) and validation group (120 cases) according to the random number table method. The pre-operation CT image data and pathological data of the two groups were analyzed, the three-dimensional region of interest were obtained by outlining layer by layer, and the image features were extracted. The lasso (least absolute shrinkage and selection operator) regression was used to reduce the dimension and ten fold cross validation was conducted to obtain the CT features and establish the prediction model, Receiver operating characteristic curve (ROC) was used to determine the predictive value of the prediction model. **Results** There was no significant difference between the training group and the validation group in gender, age, hepatitis B surface antigen, alt, AST, GGT, TBIL, DBIL, AFP, maximum tumor diameter, child Pugh grade, tumor microvascular invasion ($P>0.05$). For microvascular invasion, a total of 10 specific characteristic parameters were obtained. The area under the ROC curve (AUC) of the corresponding model in the training group was 0.705 (95%CI: 0.640~0.770), with a sensitivity of 71.42% and a specificity of 58.97%; The AUC in the validation group was 0.745 (95%CI: 0.679~0.810), with a sensitivity of 75.00% and a specificity of 66.17%. For the recurrence of 3 years after operation, a total of 13 specific characteristic parameters were obtained. The AUC of the corresponding model in the training group was 0.720 (95%CI: 0.629~0.812), with a sensitivity of 72.22% and a specificity of 70.49%; In the validation group, the AUC was 0.753 (95%CI: 0.666~0.839), the sensitivity was 70.27%, and the specificity was 69.86%. **Conclusion** CT radiomics model has high predictive value for microvascular invasion and postoperative recurrence of liver cancer.

Keywords: Liver Cancer; Microvascular Invasion; Recurrence; CT; Radiomics; Receiver Operating Characteristic Curve

中国是一个肝癌大国,我国的肝癌具有高发病率和死亡率高特点,2019年的全球统计报告结果表明全球的肝癌新发患者和因肝癌死亡的患者中约有一半在中国^[1]。影像技术在肝癌的诊断、病理分期和术后监测过程中均扮演了重要角色,已经有众多相关研究表明CT影像与肝癌的病理分级^[2-3]、预后^[4-5]之间存在密切联系,但是传统的影响技术评估主要依赖观察者的视觉和个体经验,具有较强的主观性和经验依赖性,因此其临床应用受到了极大的限值。随着医学影像技术的发展,CT放射组学渐渐走进人们的视野,CT放射组学的原理是肿瘤的各种特征可以通过CT扫描被保留,除了肉眼观察到的解剖影像特征外,肉眼不可见的纹理特征(例如形状、灰度、纹理、小波等)具有反映肿瘤病理特征的巨大潜能,通过机器学习算法的高通量计算可以将上述亚视觉纹理特征转换为定量数据,具有定量、客观和重复性好等优点^[6]。构建CT放射组学与疾病特征、预后相关的计算模型,可以用于肿瘤的预后预测,具有重要的临床意义。微血管侵犯是肝癌的一种组织病理学特征,微血管侵犯通常代表该肿瘤具有更强的侵袭性,已经有临床研究^[7]表明微血管侵犯是影响肝癌复发和不良预后的独立危险因素。本研究拟通过对在我院进行增强CT扫描且进行肝细胞癌切除术的患者的临床资料进行回顾,构建CT放射组学模型,用于肝癌微血管侵犯、术后转归和复发的预测研究,以期临床治疗提供参考。

1 资料与方法

1.1 一般资料 纳入2015年1月至2017年1月在我院确诊并进行肝切除手术的360例早期肝癌患者为研究对象,其中男性244例,女性116例,年龄45~80岁。根据计算机产生随机数方法以2:1的比例随机分为训练组(240例)和验证组(120例),本研究经过我院伦理委员会批准。

纳入标准: 所有患者术前均在我院进行增强CT扫描检查,并获得清晰影像图和完整的影像资料;进行根治性肝癌切除术,经术后病理检测确诊为早期肝癌(巴塞罗那分期A期);临床病理资料完整,可以进行微血管侵犯分析;术后能进行随访;已获得患者家属知情同意。**排除标准:** 合并大血管侵犯;术前进行过介入治疗、射频消融或经皮酒精注射治疗或有既往肝移植史;复发性肝癌;伴有肝外转移;围术期死亡。

【第一作者】 朱晓青,女,主管技师,主要研究方向:临床放射。E-mail: tt1302788dwaxfv@163.com

【通讯作者】 丁冠融,男,主管技师,主要研究方向:临床放射。E-mail: gdrshcn@163.com

1.2 研究方法

1.2.1 增强CT检测：使用西门子64排螺旋CT(型号SOMATOM Definition Flash)进行扫描，患者取仰卧位，参数设置如下：管电压120KV，管电流160~250mAs，层距1mm，层厚5mm，矩阵参数：512×512。在常规扫描结束后使用碘海醇为对比剂，使用高压注射器以1.5ml/kg、流速为3.5-4.0ml/s的剂量和速度注射碘海醇(350mg/ml)，分别于注射结束后25-30s、60-70s、分别行动脉期、门静脉期扫描，扫描结束后影像资料以DICOM格式存档。

1.2.2 图像分析：导出影像资料，采用RadiAnt DICM Viewer(64-bit)软件阅读和保存患者动脉期、门静脉期影像图像。基于目前尚无成熟的感兴趣区域(region of interest, ROI)自动分割算法，因此采用手动分割方式进行勾勒。由2名具有5年以上腹部CT放射科经验的医生沿病灶边缘逐层勾勒ROI，勾勒过程注意避开大血管，避开病灶即将消失的最后2幅层面，最大程度减少伪影的干扰。完成病灶勾画后，将各层ROI融合形成三维ROI，进行下一步影像组学特征提取。

1.2.3 影像组学特征提取：采用Artificial Intelligence Kit(AI-kit, Version: 3.0.1.A, 美国GE 公司)软件从每位患者的三维ROI中分别提取影像特征，然后将重复性分析后组内相关系数≥0.75的参数纳入影像组学特征进行进一步数据处理，即进行Z-score标准化，然后将筛选得到的特征应用LASSO(least absolute shrinkage and selection operator)回归进行降维处理，十折交叉验证获得误差最小时对应的系数不为0的特征，并采用logistic回归对筛选好的特征建立预测模型。

1.2.4 微血管侵犯检测：取病理组织进行常规石蜡包埋切片和HE染色，以显微镜下微血管腔内的悬浮癌细胞簇数目≥50个维微血管侵犯。

1.2.5 随访：术后进行门诊随访或电话随访，术后2年内每间隔3

个月进行一次随访，术后2年后每间隔6个月进行一次随访。以影像学检查，如CT、MRI或多普勒超声检查合并血清AFP水平监测患者的复发情况。

1.3 统计学 采用SPSS 23.0软件分析。计数资料采用百分比表示，组间比较采用 χ^2 检验。符合正态分布的计量资料以均数±标准差形式表示，组间比较采用t检验；偏态分布的计量资料采用M(1/4,3/4)表示，组间比较采用Mann Whitney U 检验。采用受试工作者特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)评估模型的预测价值。P<0.05为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 一般资料 训练组和验证组在性别、年龄、乙肝表面抗原、ALT、AST、GGT、TBIL、DBIL、AFP、肿瘤最大直径、Child-Pugh分级、肿瘤微血管侵犯上差异均无统计学意义(P>0.05)，详见表1。

2.2 预测肝癌微血管侵犯的CT放射组学模型建立及预测 从动脉期和门静脉期图像勾勒的病灶中共提取出1286个影像纹理特征，其中有1056个影像纹理特征的组间相关系数和组内相关系数均≥0.75。将上述1056个影像特征纳入LASSO-COX回归模型进行分析，获得不同λ值对应的特征系数(见图1)，其中每一条不同颜色的线条代表特征，下方横坐标为λ值，上方横坐标为Log(λ)值的系数特征不为0的特征的个数，纵坐标为Log(λ)值的系数，对上述数据进行十折交叉验证，黑色虚线代表当Log(λ)=-2.926时，该模型的误差最小，此时系数不为0的特征共有10个，10个纹理特征的权重系数详见表2，CT放射组学模型标签得分方程=0.322 × 特征1+0.168 × 特征2-0.095 × 特征3+0.247 × 特征4+0.151 × 特征5-0.362 × 特征6+0.042 × 特征7-0.077 × 特征8-0.036 × 特征9+0.217 × 特征10。

表1 两组一般资料比较[n(%)]

项目	训练组 (n=240)	验证组 (n=120)	χ^2/Z	P
性别男	168(70.00)	76(63.33)	1.628	0.202
年龄≥60岁	136(56.67)	58(48.33)	2.236	0.135
乙型肝炎表面抗原阳性	196(81.67)	90(75.00)	2.177	0.140
肝硬化	172(71.67)	79(65.83)	1.290	0.256
ALT(U/L)	57.6(18.8~252.6)	53.2(22.5~285.4)	1.321	0.188
AST(U/L)	66.3(17.2~106.8)	71.9(20.9~121.5)	1.694	0.092
GGT(U/L)	62.2(22.4~133.4)	67.0(19.7~140.6)	1.571	0.117
TBIL(μmol/L)	16.8(7.2~28.2)	16.2(6.9~30.4)	0.330	0.742
DBIL(μmol/L)	6.4(3.5~55.9)	6.7(3.9~52.6)	1.699	0.090
AFP(μg/L)	66.8(6.1~1122.4)	70.5(4.9~978.7)	1.070	0.285
肿瘤最大直径(cm)	3.3(1.0~5.2)	3.4(1.2~4.8)	0.624	0.533
Child-Pugh分级 A级	184(76.67)	85(70.83)	1.441	0.230
B级	56(23.33)	35(29.17)		
肿瘤分化程度 中高分化	176(73.33)	90(75.00)	0.850	0.357
低分化	74(30.83)	30(25.00)		
微血管侵犯	104(43.33)	42(35.00)	2.304	0.160

表2 预测肝癌微血管侵犯的CT放射组学特征及权重系数

序号	特征名称	权重系数
1	Wavelet-LHH_gldm_Low Gray Level Emphasis	0.322
2	Wavelet-HHL_glrIm Short Run High Gray Level Emphasis	0.168
3	Wavelet-HLL first order Median	-0.095
4	Wavelet-LLH_glcM_Cluster Shade	0.247
5	Wavelet-HHH_gldm Dependence Variance	0.151
6	Wavelet-HLL_glcM_Sum Squares	-0.362
7	wavelet-HHH_glszm Gray Level Non Uniformity	0.042
8	Log.sigma.1.0.mm.3D_first order_Skewness	-0.077
9	Log.sigma.5.0.mm.3D_first order_Skewness	-0.036
10	Log-sigma-10mm-3D_glszm Large Area Low Gray Level Emphasis	0.217

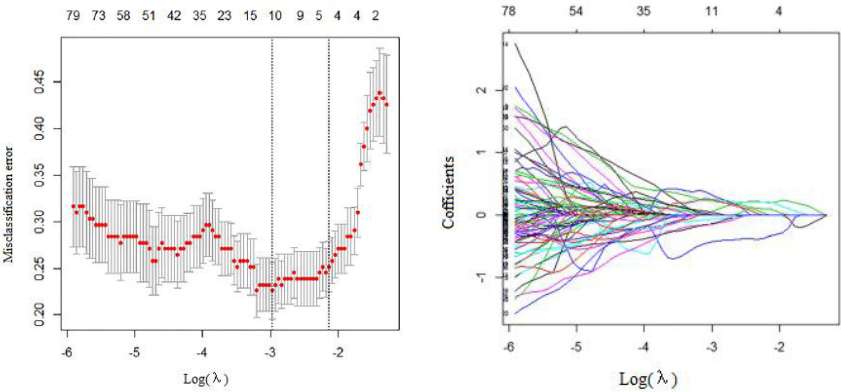


图1 CT放射组学对微血管侵犯的预测模型(左: LASSO回归分析十折交叉验证图, 右: LASSO回归分析特征系数收敛图)

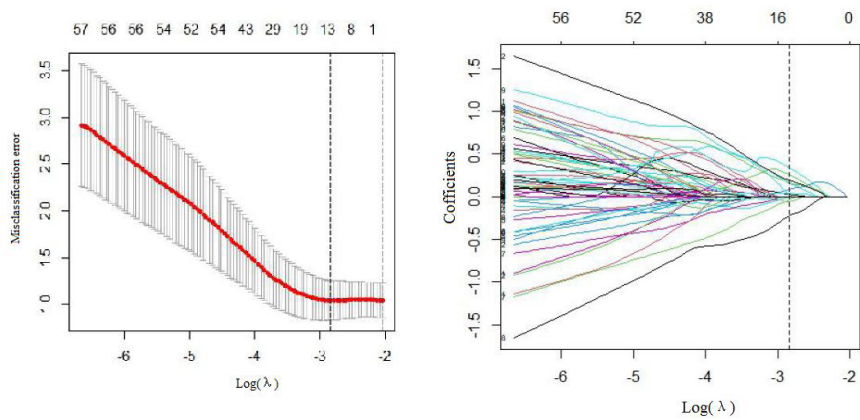


图2 CT放射组学对术后复发的预测模型 (左: LASSO回归分析十折交叉验证图, 右: LASSO回归分析特征系数收敛图)

2.3 预测肝癌术后复发的CT放射组学模型建立及预测 320例患者均获得有效随访, 随访截止日期2022年1月。其中训练组获得随访12~90个月, 中位时间52个月, 该组患者术后3年的复发率为: 37.22%(失访46例, 复发72例); 验证组获得随访12~84个月, 中位时间48个月, 该组患者术后3年的复发率为: 33.63%(失访10例, 复发37例)。两组随访时间和术后3年的复发率差异均无统计学意义($Z=1.709$, $P=0.089$, $\chi^2=0.369$, 0.544)

从动脉期和门静脉期图像勾勒的病灶中共提取出1396个影像纹理特征, 其中有1213个影像纹理特征的组间相关系数和组内相关系数均 ≥ 0.75 。将上述1213个影像纹理特征纳入LASSO-COX回归模型进行分析, 获得不同 λ 值对应的特征系数(见图2), 其中每一条不同颜色的线条代表特征, 下方横坐标为 λ 值, 上方横坐标为 $\text{Log}(\lambda)$ 值的系数特征不为0的特征的个数, 纵坐标为 $\text{Log}(\lambda)$ 值的系数, 对上述数据进行十折交叉验证, 黑色虚线代表当 $\text{Log}(\lambda)=-2.846$ 时, 该模型的误差最小, 此时系数不为0的

特征共有13个, 13个纹理特征的权重系数详见表3, CT放射组学模型标签得分方程= $0.336 \times \text{特征1} + 0.352 \times \text{特征2} + 0.214 \times \text{特征3} + 0.267 \times \text{特征4} + 0.225 \times \text{特征5} - 0.328 \times \text{特征6} + 0.063 \times \text{特征7} + 0.331 \times \text{特征8} + 0.049 \times \text{特征9} - 0.062 \times \text{特征10} + 0.081 \times \text{特征11} - 0.044 \times \text{特征12} + 0.236 \times \text{特征13}$ 。

2.4 预测价值 分别采用ROC曲线判断上述CT放射组学模型对微血管侵犯和术后复发的预测价值。结果表明无论是在训练组还是验证组, CT放射组学模型对肝癌患者微血管侵犯均具有较高的预测价值, AUC分别为0.705(95%CI: 0.640~0.770)、0.745(95%CI: 0.679~0.810), 同时兼具较高的敏感度和特异度。详见图3和表4。

CT放射组学模型对肝癌患者术后复发具有较高的预测价值, AUC分别为0.720(95%CI: 0.629~0.812)、0.753(95%CI: 0.666~0.839), 同时兼具较高的敏感度和特异度。详见图3和表5。

表3 预测肝癌术后复发的CT放射组学特征及权重系数

序号	特征名称	权重系数
1	Wavelet-LHH glszm Size Zone Non Uniformity Normalized	0.336
2	Wavelet-HLL first order Mean	0.352
3	Wavelet-LLH_glcmm_Cluster Shade	0.214
4	Wavelet-LHH_gldm_Low Gray Level Emphasis	0.267
5	Wavelet-LHL glrlm Short Run High Gray Level Emphasis	0.225
6	Wavelet-LHL_glcmm_Correlation	-0.328
7	Wavelet-HHH glszm Gray Level Non Uniformity	0.063
8	Wavelet-LHL glrlm Short Run High Gray Level Emphasis	0.331
9	Wavelet-LHH_gldm_Large Dependence High Gray Level Emphasis	0.049
10	log.sigma.1.0.mm.3D_firstorder_Skewness	-0.062
11	Log.sigma.4.0.mm.3D_firstorder_Skewness	0.081
12	Log.sigma.5.0.mm.3D_firstorder_Skewness	-0.044
13	Log.sigma.4.0.mm.3D_gldm_LargeDependenceHighGray LevelEmphasis	0.236

表4 CT放射组学模型对肝癌患者微血管侵犯的预测价值

组别	AUC	标准差	95%CI	敏感度	特异度
训练组	0.705	0.033	0.640~0.770	71.42%	58.97%
验证组	0.745	0.032	0.679~0.810	75.00%	66.17%

表5 CT放射组学模型对肝癌患者术后复发的预测价值

组别	AUC	标准差	95%CI	敏感度	特异度
训练组	0.720	0.047	0.629~0.812	72.22%	70.49%
验证组	0.753	0.044	0.666~0.839	70.27%	69.86%

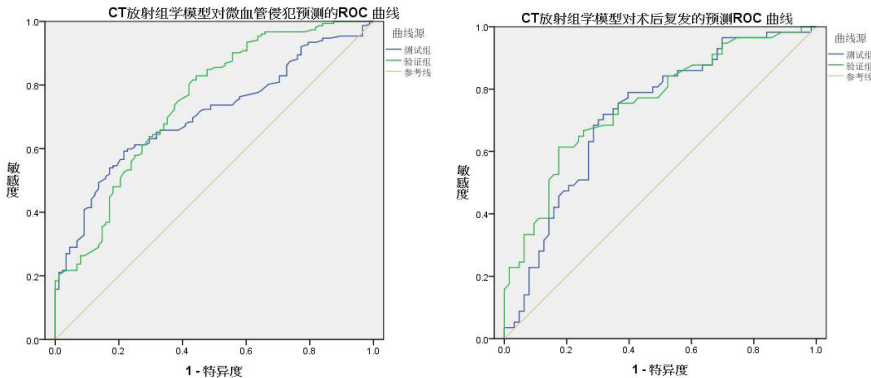


图3 CT放射组学预测模型在训练组和验证组的预测价值 (左: CT放射组学模型对微血管侵犯预测的ROC曲线, 右: CT放射组学模型对术后复发的预测ROC曲线)

3 讨论

增强CT检查是肝癌患者诊断和术前术后评估的重要手段,但传统的CT影像学主要依赖阅片者的经验性判断,具有较强的主观性,同时仅靠肉眼识别又具有较大的局限性。在大数据时代,人们发现计算机断层扫描能提供的信息,除了我们肉眼可观察到的之外,还有大量潜在的数据信息待挖掘。近年来得益于计算机技术的迅猛发展,已经有了较为成熟的数据处理方法,可以对影像扫描后获得的微观信息进行定量测量、分类和统计,这些微观信息的差异可以反映肿瘤的生物学行为和特征,用于疾病的诊断,Xc A等^[8]基于MRI的放射组学分析创建相关模型用于子宫内膜癌与良性假瘤鉴别,Liu S等^[9]基于CT的放射组学分析创建了相关模型用于小细胞癌和非小细胞癌的区分,发现具有良好的诊断效能。微观信息差异结合临床信息还可以对肿瘤的进展和预后进行预测,王雷等^[10]将CT影像组学应用于胃癌术前病理分级预测,Amini M等^[11]基于PET和CT将放射组学模型应用于非小细胞癌患者的预后预测,发现具有良好的预测效能。

本研究通过增强CT扫描获得肝癌患者动脉期和门静脉期的影像学数据,将经重复性分析后组内相关系数 ≥ 0.75 的信息特征纳入LASSO回归分析,采用十折交叉验证法选取诊断误差最小对应的特征个数,并获得相应的放射组学预测模型。其中针对肝癌患者的微血管侵犯共获得10个特异性特征,微血管侵犯是肝癌的一种病理特征,预示着具有较高的侵袭性^[12-13],伴有强烈侵袭性的肝癌细胞能够突破周围组织进入微血管,并通过血液循环到达组织远端,是肝癌复发的独立危险因素^[14-16],而术后复发又是影响肝癌患者总生存期和生存质量的关键因素。针对术后复发,本研究共获得13个CT特异特征,在这13个特异性特征中,有5个特征与微血管侵犯预测模型中相同,这也印证了伴有微血管侵犯特征的肝癌患者与术后复发的肝癌患者在CT检测中具有相同的微观特征,侧面反映了微血管侵犯与术后复发之间的密切关系。本研究获得的两个放射组学模型的特征主要包括wavelet相关特征、灰度相关矩阵特征、灰度级大小区域矩阵特征、灰度均一性特征,如wavelet-HLL first order主要反映的是小波变换处理特征, wavelet-HHH glgm Dependence Variance反映的是灰度值与相邻像素的纹理特征, wavelet-LHH glszm Size ZoneNon Uniformity Normalized反映的是小波变换处理时出现的尺寸不均一性, wavelet-HHH glszm Gray Level Non Uniformity反映的是小波处理时出现的灰度不均一性, Wavelet-LLH_glcm_Cluster Shade反映的是小波变换处理时的簇阴影, Log-sigma-10mm-3D glszm Large Area Low Gray Level Emphasis反映的是拉普拉斯变换的大面积低灰度强调, Wavelet-LHH_gldm_Low Gray Level Emphasis和Wavelet-LHL glrlm Short Run High Gray Level Emphasis反映的则分别是小波变换处理时的短期高灰度强调。

为了进一步确认上述两个模型的预测价值,本研究分别评估了两种模型的ROC曲线下面积,结果发现无论是在训练组还是在验证组,微血管侵犯预测模型和术后复发预测模型均具有较高的预测价值,AUC分别为0.705、0.745、0.720、0.753,具有较高的预测价值,与目前多数研究具有较高的一致性,但仍然具有较大的提高空间。刘璐璐等^[17]基于CT影像组学模型获得对术后3年生存期预测的8个动脉期和5个门静脉期特异性特征,并分别对动脉期和门静脉期的预测价值进行评估,发现AUC均在0.8以上,本研究的ACU、敏感度和特异度不如该文献,但是该研究纳入的研究对象仅为81例(训练集)和64例(测试集),本研究纳入病例数量虽然明显多于该文献,但仅为单中心研究,仍然需要进一步进行多中心验证,通过扩大样本量来增强说服力。同时本研究仅就CT放射组学信息获得模型,未纳入临床特征、基因组学信息、蛋白质组学特征,具有一定的局限性。如能同时结合放射组学、临床特征以及其它相关组学信息,则可以进一步提高模型的预测效能。

综上所述,CT放射组学模型对肝癌微血管侵犯和复发具有较高的预测价值。

参考文献

- [1]Global Burden of Disease Cancer Collaboration,Fitzmaurice C,Abate D,et al.Global,regional,and national cancer incidence,mortality,years of life lost,years lived with disability,and disability-adjusted life-years for 29 cancer groups,1990 to 2017:a systematic analysis for the global burden of disease study[J].JAMA oncology,2019,5(12):1749-1768.
- [2]A Krishan,D Mittal.Multi-class liver cancer diseases classification using CT images[J].The Computer Journal,2021,66(3):525-539.
- [3]Leithner D,Schoder H,Haug AR,et al.Impact of ComBat harmonization on PET radiomics-based tissue classification:a dual-center PET/MR and PET/CT study[J].J Nucl Med.2022 Feb 24; jnumed.121.263102.
- [4]Deng M,Chen Y,Cai L.Comparison of ^{68}Ga -FAPI and ^{18}F -FDG PET/CT in the imaging of pancreatic cancer with liver metastases[J].Clin Nucl Med,2021,46(7):589-591.
- [5]Luz J,Filipe V G,Vasco C N,et al.BestFLR Trial:Liver Regeneration at CT before Major Hepatectomies for liver cancer-a randomized controlled trial comparing portal vein embolization with N-Butyl-cyanoacrylate plus iodized oil versus polyvinyl alcohol particles plus coils[J].Radiology,2021,299(3):715-724.
- [6]Wang H,Xue J,Qu T,et al.Predicting local failure of brain metastases after stereotactic radiosurgery with radiomics on planning MR images and dose maps[J].Med Phys,2021 48(9):5522-5530.
- [7]Surov A, Pech M, Omari J,et al.Diffusion-weighted imaging reflects tumor grading and microvascular invasion in hepatocellular carcinoma[J].Liver Cancer,2021,10(1):10-24.
- [8]Xc A,Xue W B,Meng G C,et al.MRI-based radiomics model for distinguishing endometrial carcinoma from benign mimics:a multicenter study[J].European Journal of Radiology,2022,146:110072.
- [9]Liu S,Liu S,Zhang C,et al.Exploratory study of a CT radiomics model for the classification of small cell lung cancer and non-small-cell lung cancer[J].Frontiers in Oncology,2020,10:1268.
- [10]王雷,吴白龙,王小雷,等.基于增强CT影像组学在预测胃癌术前病理分级中的价值[J].中国CT和MRI杂志,2021,19(12):147-149.
- [11]Amini M, Nazari M, Shiri I,et al.Multi-level multi-modality (PET and CT) fusion radiomics:prognostic modeling for non-small cell lung carcinoma[J].Physics in Medicine & Biology,2021,66(20):205017 (14pp).
- [12]Nebbia G,Zhang Q,Arefan D,et al.Pre-operative microvascular invasion prediction using multi-parametric liver MRI radiomics[J].Journal of Digital Imaging,2020,33(6):1376-1386.
- [13]Wang Q,Li C,Zhang J,et al.Radiomics models for predicting microvascular invasion in hepatocellular carcinoma:a systematic review and radiomics quality score assessment[J].Cancers,2021,13(22):5864.
- [14]Sheng X, Ji Y, Ren GP,et al.A standardized pathological proposal for evaluating microvascular invasion of hepatocellular carcinoma:a multicenter study by LCPGC[J].Hepatol Int,2020,14:1034-1047.
- [15]Hong SB,Choi SH,Kim SY,et al.MRI features for predicting microvascular invasion of hepatocellular carcinoma:a systematic review and meta-analysis[J].Liver Cancer 2021,10:94-106.
- [16]Zhang T,Pandey G,Xu L,et al.The value of TTPVI in prediction of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma[J].Cancer Manag Res,2020,12:4097-4105.
- [17]刘璐璐,杨虹,邵国良,等.基于CT影像组学模型预测原发性肝癌3年生存期的价值[J].中华放射学杂志,2018,52(9):681-685.

(收稿日期:2023-10-28)

(校对编辑:姚丽娜)