

基于临床-多参数MRI影像组学的列线图预测乳腺癌化疗患者预后的价值

侯红,张亚琳,孙华静,慕强,方堃
青岛市中心医院乳腺外一科,山东青岛 266042

【摘要】目的:探讨基于临床变量结合多参数磁共振成像(MRI)影像组学特征构建的列线图模型对乳腺癌化疗患者预后的预测价值。**方法:**选取2020年1月~2021年12月青岛市中心医院接受化疗的150例乳腺癌患者作为研究对象。所有患者化疗前均行乳腺MRI检查,利用分割软件手动勾画多参数乳腺MRI肿瘤感兴趣区,提取最佳影像组学特征。对所有患者随访2年,根据疾病复发、转移及死亡等预后情况分成预后良好组、预后不良组,并将患者按7:3比例分为训练集($n=105$)和测试集($n=45$)。收集患者的临床资料及多参数MRI影像组学特征,通过单因素和多因素Logistic回归分析乳腺癌化疗患者预后的影响因素,基于Logistic回归分析分别构建临床模型、影像组学模型及联合列线图模型并绘制列线图,采用受试者工作曲线分析3种模型对乳腺癌化疗患者预后的预测价值。**结果:**150例乳腺癌化疗患者中复发转移33例、死亡19例,共52例纳入预后不良组。Logistic回归分析显示,TNM分期、雌激素受体(ER)及孕激素受体(PR)是影响乳腺癌化疗患者预后的临床预测因子($P<0.05$)。训练集中预后良好、预后不良患者分别有69、36例,测试集中预后良好、预后不良患者分别有29、16例;通过最小绝对收缩和选择算法分别从TIRM、DWI、DCE-MRI序列中筛选出16个与乳腺癌化疗患者预后相关的组学特征并计算影像组学评分,且训练集、测试集中预后良好患者的影像组学评分均高于预后不良组($P<0.05$)。ROC曲线结果显示,影像组学模型、临床模型及联合列线图模型在训练集的曲线下面积(AUC)为0.853、0.741、0.923($P<0.05$);影像组学模型、临床模型及联合列线图模型在测试集的AUC为0.797、0.749、0.896($P<0.05$)。**结论:**基于化疗前的影像组学评分、TNM分期、ER及PR是乳腺癌化疗患者预后的独立预测因子,而临床-多参数MRI影像组学的列线图可有效提高乳腺癌化疗患者预后的预测效能。

【关键词】乳腺癌;磁共振成像;影像组学;列线图;化疗;预后

【中图分类号】R737.9;R816.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)09-1115-07

Predictive value of clinical-multiparametric MRI radiomics-based nomogram in prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy

HOU Hong, ZHANG Yalin, SUN Huajing, MU Qiang, FANG Kun
Department of Breast Surgery, Qingdao Central Hospital, Qingdao 266042, China

Abstract: Objective To investigate the predictive value of a nomogram model constructed with clinical variables and multiparametric magnetic resonance imaging (MRI) radiomics features in prognosis of patients undergoing chemotherapy for breast cancer. Methods A total of 150 breast cancer patients who received chemotherapy in Qingdao Central Hospital from January 2020 to December 2021 were enrolled for the study. All patients underwent breast MRI examination before chemotherapy, and the optimal radiomics features were extracted from the tumor regions of interest on multiparametric MRI image which were manually outlined using segmentation software. After 2-year follow-up, the patients were divided into good prognosis group and poor prognosis group according to whether there were disease recurrence, metastasis and death, and they were divided into training set ($n=105$) and test set ($n=45$) in a ratio of 7:3. The clinical data and multiparametric MRI radiomics features were collected, and the factors affecting the prognosis of breast cancer patients receiving chemotherapy were analyzed by univariate and multivariate Logistic regression analyses. Three models, namely clinical model, radiomics model, and clinical-multiparametric MRI radiomics-based nomogram model were constructed, and their predictive value in

【收稿日期】2024-06-02

【基金项目】山东省自然科学基金青年项目(ZR2022QH055)

【作者简介】侯红,硕士研究生,主治医师,研究方向:乳腺外科,E-mail: Houhong2017@163.com

【通信作者】方堃,主治医师,研究方向:乳腺疾病,E-mail: 13645320102@163.com

the prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy was analyzed with receiver operating characteristic curves. **Results** Out of 150 cases of breast cancer treated with chemotherapy, 52 cases were included in poor prognosis group, with 33 cases of recurrence and/or metastases and 19 cases of deaths. Logistic regression analysis identified TNM stage, estrogen receptor and progesterone receptor as clinical predictors for prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy ($P < 0.05$). There were 69 and 36 patients with good and poor prognoses in training set, and 29 and 16 patients with good and poor prognoses in test set. Through least absolute shrinkage and selection operator algorithm, 16 radiomics features related to the prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy were screened out from TIRM, DWI, and DCE-MRI sequences, and their radiomics scores were calculated. Compared with patients with poor prognosis, those with good prognosis in training set and test set had higher radiomics scores ($P < 0.05$). ROC curve analysis showed that the area under the curve of radiomics model, clinical model, and nomogram model were 0.853, 0.741, 0.923 in training set ($P < 0.05$), and 0.797, 0.749, 0.896 in test set ($P < 0.05$), respectively. **Conclusion** Based on pre-chemotherapy radiomics scores, TNM stage, estrogen receptor and progesterone receptor are identified as independent predictors for prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy, and the clinical-multiparametric MRI radiomics-based nomogram can effectively improve the predictive efficacy of prognosis in breast cancer patients treated with chemotherapy.

Keywords: breast cancer; magnetic resonance imaging; radiomics; nomogram; chemotherapy; prognosis

前言

乳腺癌是全球女性群体中最常见的一种恶性肿瘤,其病死率及发病率在女性恶性肿瘤中位于首位^[1]。化疗是临床治疗乳腺癌患者的重要措施,其已在临床广泛应用^[2]。然而,并非所有乳腺癌患者经化疗后均可获益,仍存在较高的复发转移及死亡风险,因此早期有效预测乳腺癌化疗患者的预后具有重要的临床意义^[3]。随着影像学技术的快速发展,磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)已成为乳腺癌诊疗中最常用的影像学检查手段之一,具有敏感度高、无辐射、多序列、多参数、多方位等优势,已在乳腺癌的早期诊断、术前指导及疗效评估等方面广泛应用^[4-5]。多参数MRI涵盖动态对比增强(Dynamic Contrast-Enhanced, DCE)扫描、扩散加权成像(Diffusion Weighted Imaging, DWI)、T₁WI、T₂WI,其不仅可提高乳腺病变的形态学信息,还可将肿瘤异质性的演化特点准确反映,在乳腺癌化疗患者的管理发挥着重要作用^[6]。由于肉眼分析图像得到的信息较为局限,影像组学因此而产生,其能把医学图像转变成高通量的影像组学特征,可准确反映肿瘤的异质性,在疾病预测、诊断及评估中具有较高的临床应用价值^[7]。列线图是一种可定量、客观预测临床事件的统计学模型,已广泛应用于多种疾病的鉴别诊断、疾病风险预测中^[8]。目前,基于多参数MRI影像组学的列线图模型应用于预测乳腺癌化疗患者预后的研究相对较少。此外,通过分析患者临床特征有助于疾病的评估及预后的改善。因此,本研究旨在构建基于临床-多参数MRI影像组学列线图模型,并探讨该模型对乳腺癌化疗患者预后的预测价值,为乳腺癌化疗治疗的预后评估提供更多有效参考。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选取2020年1月~2021年12月青岛市中心医院收治的150例乳腺癌化疗患者作为研究对象。纳入标准:(1)≥18岁以上的女性患者;(2)病理学检查确诊为乳腺癌;(3)临床资料完整;(4)化疗前均接受多参数MRI检查。排除标准:(1)转移性乳腺癌;(2)医学影像图像质量差,影响观察;(3)合并心肝肾等重要器官障碍、恶性肿瘤、免疫系统、血液系统、感染性疾病;(4)合并认知障碍、精神障碍;(5)妊娠期或哺乳期女性;(6)中途退出研究或随访失访者。本研究已通过本院医学伦理委员会审核批准(审批号:KY2023151)。

1.2 资料收集

收集所有乳腺癌化疗患者的临床资料,包括年龄、月经状态、病理类型、肿瘤部位、TNM分期、组织学分级、雌激素受体(Estrogen Receptor, ER)、孕激素受体(Progesterone Receptor, PR)、肿瘤最大直径等。

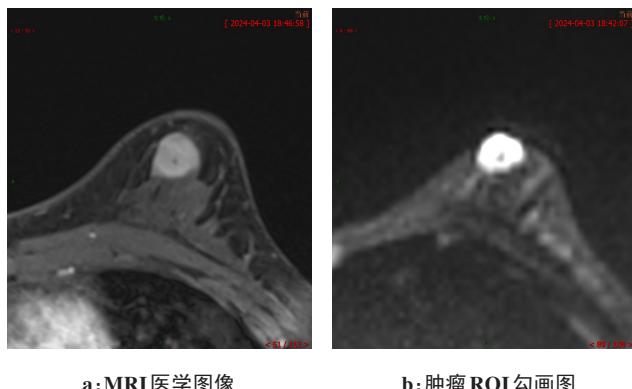
1.3 多参数MRI检查

乳腺癌患者化疗前,均采用西门子3.0T MRI扫描仪及8通道乳腺专用相控阵线圈完成操作。患者取俯卧位,双乳自然悬垂置于线圈内,所有患者均行多参数MRI检查。扫描序列:(1)快速反转恢复(Turbo Inversion Recovery Magnitude, TIRM)压脂序列横轴面T₂WI:TR 5 000 ms、TE 61 ms、FOV 340 mm×340 mm、矩阵320 mm×320 mm;(2)DWI及其表观弥散系数(Apparent Diffusion Coefficient, ADC):TR 5 200 ms、TE 65 ms、FOV 323 mm×384 mm、矩阵110 mm×220 mm;(3)横轴面T₁WI DCE(DCE-MRI):

TR 4.23 ms、TE 1.57 ms、FOV 340 mm×404 mm、矩阵448 mm×448 mm。层间距、层厚分别为1.0、5.0 mm。患者在进行DCE-MRI扫描时,均在注射对比剂钆替酸葡甲胺前先扫描1个时相,接着在手背以3.0 mL/s流率注射0.1 mmol/L/kg对比剂,注射完成后迅速以相同流率注射20 mL生理盐水。

1.4 影像组学分析及模型构建

1.4.1 图像处理及感兴趣区域(ROI)分割 从医学影像存储和传输系统获得所有乳腺癌化疗患者化疗前的MRI医学图像,由两名分别具有6、10年乳腺MRI诊断经验且不知患者临床特征的放射科医师对TIRM、DWI、第二期与第四期DCE-MRI(DCE2、DCE4)图像进行ROI勾画分割。首先由1名6年经验的放射科医师对整个肿瘤ROI进行手工分割,分割时应规避坏死、出血及囊性区域,不能超出病灶边缘分割,随后再由1名10年经验的放射科医师对分割的ROI进行校对,如对勾画区域产生较大分歧时,需请另1名具有15年乳腺MRI诊断经验的放射科专家进行讨论,直至意见达成一致。见图1。



a: MRI医学图像 b: 肿瘤 ROI勾画图

图1 乳腺癌患者化疗前的ROI勾画示意图

Figure 1 ROI outlining before chemotherapy for breast cancer

1.4.2 影像组学特征提取及计算影像组学评分 影像组学特征的提取主要是通过人工智能A.K软件进行,用Pyradiomics包从TIRM、DWI、DCE-MRI序列ROI中分别各提取1130个特征,主要包括一阶特征(first order)、形状特征(shape)、纹理特征[灰度共生矩阵特征(glcm)、灰度大小区域矩阵(glszm)、灰度游程矩阵(glrlm)、灰度差分矩阵(ngtdm)、灰度相关矩阵(gldm)]等。进行特征筛选前先通过Z标准分数法进行标准化处理,即先用组间相关系数(Intra-Class Correlation Coefficient, ICC)评估前后两次分割提取的特征,并保留 $ICC > 0.8$ 的特征;随后通过皮尔逊相关性系数(Pearson Correlation Coefficient, PCC)评估特征间的

关系,如两个特征间的 $PCC > 0.9$ 则随机保留其中之一;最后运用最小绝对收缩和选择算子(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO)获得最优影像组学特征,再应用最优影像组学特征及其回归系数加权对影像组学评分进行计算。

1.5 随访及分组

所有乳腺癌化疗患者均通过门诊复诊、电话等形式接受2年的随访,随访截止时间为2024年1月1日,定期每半年随访一次,并记录随访期间疾病复发(可局部复发)、转移(淋巴结或远处器官转移)及死亡等情况,并将有复发、转移或死亡的患者纳入预后不良组,无复发、转移或死亡的患者则为预后良好组。

1.6 临床-多参数MRI影像组学的列线图模型构建

通过单因素分析乳腺癌化疗患者的临床资料,将 $P < 0.05$ 的指标进行多因素Logistic回归分析筛选影响乳腺癌化疗患者预后的临床因素,再将临床因素、影像组学评分纳入Logistic回归构建联合列线图模型并绘制列线图,最后通过受试者工作曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)分析列线图模型的预测效能,并将乳腺癌化疗患者按7:3比例分为训练集、测试集进行联合列线图模型列线图预测效能的验证。

1.7 统计学方法

采用SPSS 25.0软件对数据进行处理,计量资料用均数±标准差表示,采用t检验;计数资料用[例(%)]表示,采用卡方检验。Logistic回归模型筛选影响乳腺癌化疗患者预后的临床因素进行联合列线图模型构建,并基于R软件可视化列线图;ROC分析临床模型、影像组学模型及联合列线图模型分别在训练集、测试集中对乳腺癌化疗患者预后的预测效能。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 不同预后情况乳腺癌化疗患者的临床资料对比

所有乳腺癌患者均接受紫杉类联合蒽环类细胞毒药物的化疗方案进行化疗治疗。截至至2024年1月1日,150例乳腺癌化疗患者中复发转移有33例(22.00%)、死亡有19例(12.67%),预后不良组有52例,预后良好组有98例。两组患者间的TNM分期、ER及PR比较,差异有统计学意义($P < 0.05$)。见表1。

2.2 影响乳腺癌化疗患者预后临床因素的多因素Logistic回归分析

将TNM分期、ER及PR纳入多因素Logistic回归分析模型。结果显示,TNM分期、ER及PR均是影响乳腺癌化疗患者预后的独立临床因素($P < 0.05$)。见表2。

表1 不同预后情况乳腺癌化疗患者的临床资料对比
Table 1 Comparison of clinical data of patients with different prognoses after chemotherapy for breast cancer

因素	预后不良组 (n=52)	预后良好组 (n=98)	t/χ ² 值	P值
年龄[($\bar{x} \pm s$),岁]	42.33±6.74	44.62±8.13	1.738	0.084
月经状态[例(%)]			3.031	0.082
绝经	21(40.38)	26(26.53)		
未绝经	31(59.62)	72(73.47)		
病理类型[例(%)]			0.001	0.977
浸润性导管癌	28(53.85)	53(54.08)		
浸润性小叶癌	24(46.15)	45(45.92)		
肿瘤部位[例(%)]			0.242	0.623
右侧	27(51.92)	55(56.12)		
左侧	25(48.08)	43(43.88)		
TNM分期[例(%)]			26.914	<0.001
I+II期	16(30.77)	73(74.49)		
III期	36(69.23)	25(25.51)		
组织学分级[例(%)]			0.043	0.835
G1~G2	20(38.46)	36(36.73)		
G3	32(61.54)	62(63.27)		
ER[例(%)]			8.522	0.004
阳性	23(44.23)	21(21.43)		
阴性	29(55.77)	77(78.57)		
PR[例(%)]			10.965	0.001
阳性	19(36.54)	13(13.27)		
阴性	33(63.46)	85(86.73)		
肿瘤最大直径 [($\bar{x} \pm s$),cm]	1.93±0.22	2.03±0.35	1.872	0.063

表2 影响乳腺癌化疗患者预后临床因素的多因素 Logistic 回归分析
Table 2 Multivariate Logistic regression analysis of clinical factors affecting prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy

变量	赋值	β值	SE值	Wald值	OR值	95%CI	P值
TNM分期	III期=1,I+II期=0	0.866	0.359	5.819	2.377	1.176~4.805	0.016
ER	阳性=1,阴性=0	0.913	0.412	4.911	2.492	1.111~5.587	0.027
PR	阳性=1,阴性=0	0.957	0.476	4.042	2.604	1.024~6.619	0.044

目前,临床主要采取手术方式对乳腺癌患者进行救治,而术后辅助化疗同样是治疗乳腺癌患者的关键措施,可有效降低患者术后疾病复发的风险^[10]。然而,乳腺癌患者普遍存在着较强的异质性,且易引发耐药问题等,使得乳腺癌患者化疗后达到病理完全缓解(pathological Complete Response, pCR)率仍然较低,并存在较高的疾病复发、转移以及死亡等不良预后的发生风险^[11-12]。因此,早期有效预测乳腺癌化疗患者的预后情况十分必要。

2.3 不同预后情况患者的影像组学评分对比

通过ICC评估、PCC相关性分析及LASSO回归分析依次获得216、57、16个影像组学特征(表3),并基于以上计算乳腺癌化疗患者的影像组学评分。将患者按7:3比例分为训练集、测试集,其中训练集105例患者,预后良好、预后不良患者分别有69、36例;测试集有45例患者,预后良好、预后不良患者分别有29、16例。结果显示,训练集、测试集中预后良好患者的影像组学评分均高于预后不良患者($P<0.05$)。见表4。

2.4 临床-多参数MRI影像组学的列线图模型构建

基于TNM分期、ER、PR及影像组学评分结合构建列线图模型,并通过R软件可视化列线图。见图2。

2.5 临床-多参数MRI影像组学的列线图对乳腺癌化疗患者预后的预测效能

影像组学特征模型、临床模型及联合列线图模型在训练集的AUC为0.853、0.741、0.923($P<0.05$);影像组学特征模型、临床模型及联合列线图模型在测试集的AUC为0.797、0.749、0.896($P<0.05$)。见表5、图3~图4。

3 讨论

乳腺癌已成为严重威胁女性生命健康的恶性肿瘤,且具有较高的发病率,并呈逐年不断升高趋势^[9]。

本研究结果显示,TNM分期为III期、ER为阳性及PR为阳性均是影响乳腺癌化疗患者预后的独立临床因素。既往研究指出,TNM分期越高的患者肿瘤体积往往越大,更容易导致内部血供不足或出现坏死情况,从而对化疗效果产生影响,增加肿瘤复发、转移的风险^[13]。夏坤健等^[14]研究发现TNM分期是三阴性乳腺癌化疗患者无病生存期与总生存期的独立影响因素,证实乳腺癌患者TNM分期越高其预后越差。本研究结果与上述观点相符,因此需强调早发现早治疗

表3 最终筛选出的16个多参数影像组学特征

Table 3 Finally selected 16 multiparametric MRI radiomics features

MRI序列	特征类型	特征名
TIRM	first order	Median
	shape	Elongation
DWI	first order	Skewness
	glszm	SizeZoneNonUniformityNormalized
	glszm	GrayLevelNonUniformityNormalized
	ngtdm	Strength
DCE2	ngtdm	Contrast
	first order	Minimum
	first order	Skewness
	shape	Sphericity
DCE4	glrlm	GrayLevelNonUniformity
	glszm	SmallAreaLowGrayLevelEmphasis
	first order	Maximum
	glrlm	GrayLevelVariance
DCE4	glszm	SmallAreaLowGrayLevelEmphasis
	glszm	SizeZoneNonUniformityNormalized

表4 不同预后情况患者的影像组学评分对比

Table 4 Comparison of radiomics scores of patients with different prognoses

预后情况	训练集	测试集
预后良好	0.44±0.03	0.43±0.04
预后不良	0.42±0.02	0.39±0.03
t值	3.600	3.488
P值	<0.001	0.001

对乳腺癌化疗患者的预后具有重要意义。多项研究发现ER表达情况对乳腺癌患者预后预测具有重要的临床指导意义^[15-16]。Oudanong等^[17]研究发现PR表达缺失是ER阳性乳腺癌预后不良的重要指标,且PR阳性表达可使恶性肿瘤具有更强的侵袭性。由此可知,通过分析评估乳腺癌化疗患者的TNM分期以及激素受体情况对患者预后的评估具有一定的临床价值。但以上因素均属于宏观方面信息,未能将肿瘤内部异质性全面、客观地反映出来。

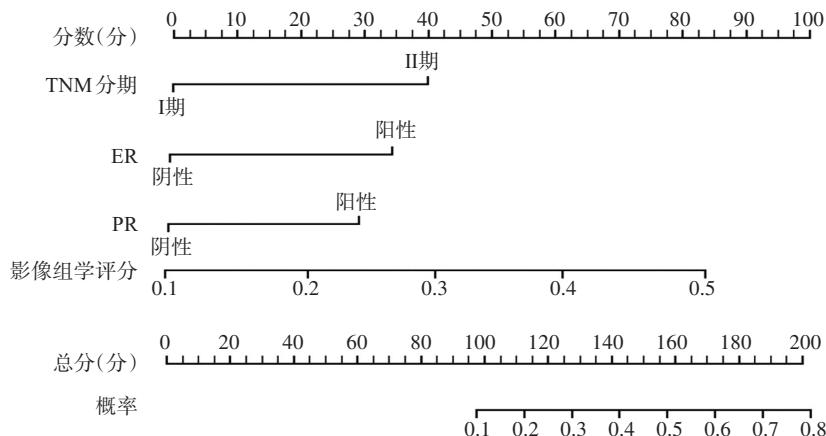


图2 临床-多参数MRI影像组学的列线图模型构建
Figure 2 Construction of clinical-multiparametric MRI radiomics-based nomogram model

表5 临床-多参数MRI影像组学的列线图对乳腺癌化疗患者预后的预测效能

Table 5 Predictive efficacy of nomogram based on clinical-multiparametric MRI radiomics for prognosis of breast cancer patients treated with chemotherapy

模型	训练集					测试集				
	AUC	敏感度	特异度	准确度	95%CI	AUC	敏感度	特异度	准确度	95%CI
影像组学特征模型	0.853	0.811	0.786	0.753	0.772~0.920	0.797	0.689	0.774	0.735	0.616~0.903
临床模型	0.741	0.661	0.729	0.703	0.631~0.826	0.749	0.557	0.743	0.658	0.583~0.881
联合列线图模型	0.923	0.873	0.833	0.849	0.852~0.969	0.896	0.764	0.853	0.822	0.732~0.957

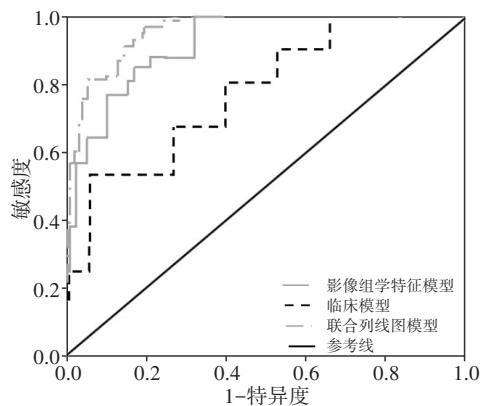


图3 临床、影像组学及联合列线图模型在训练集的ROC曲线

Figure 3 ROC curves of clinical, radiomics and nomogram models in training set

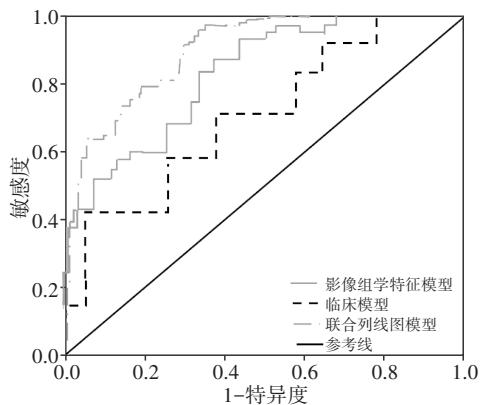


图4 临床、影像组学及联合列线图模型在测试集的ROC曲线

Figure 4 ROC curves of clinical, radiomics and nomogram models in test set

MRI是乳腺成像中常见的影像学检查手段,同时也被认为是检测乳腺癌以及监测乳腺癌化疗的最敏感的影像学方法之一^[18-19]。影像组学主要是通过计算机提取肉眼无法观察的信息特征,可对定量医学图像肿瘤特征进行评估及综合量化,已得到临床的认可及广泛应用^[20]。Song等^[21]对比单一参数与多参数MRI影像组学特征,发现多参数MRI影像组学特征能为临床诊断、评估提供更科学、客观及准确的疾病信息。基于此,本研究通过多参数MRI序列(TIRM、DWI、DCE-MRI)提取特征,最终筛选出16个最优特征并计算影像组学评分,同时基于以上序列的影像组模型在训练集、测试集的AUC分别为0.853、0.797,提示多参数MRI影像组学特征可更有效预测乳腺癌化疗患者预后。Chen等^[22]探讨基于多参数MRI影像组学构建预测乳腺癌pCR的模型的应用价值,结果显示多参数MRI的AUC(0.848)显著高于单一DCE-MRI(AUC=0.750),由此进一步证实多序列多参数更能全面展示肿瘤特点。然而,目前提

供单一指标仍无法完全满足个体化的诊治需求^[23]。列线图可用可视化的形式将各变量对事件的影响直观体现出来。近年来已有越来越多的研究构建列线图以帮助临床诊断疾病及评估患者预后^[24-25]。因此,本研究将临床因素、多参数MRI影像组学特征构建联合列线图模型,并通过R软件绘制可视化的列线图,实现定量化预测乳腺癌化疗患者预后,且研究发现联合列线图模型的AUC显著高于单一的影像组学模型以及临床模型,进一步提示临床-多参数MRI影像组学的列线图对疾病评估具有更高的临床预测价值,与崔雅琼等^[26]研究报道一致。

综上所述,基于临床因素与多参数MRI的影像组学联合构建的列线图模型,能够可视化预测乳腺癌化疗患者预后,且预测效能高于单一的影像组学模型、临床模型,为临床早期评估乳腺癌化疗患者预后提供更有效的临床辅助工具。然而,本研究为单中心研究,仍需开展前瞻性及增加合作单位的研究进一步验证该列线图模型的预测效能,为临床提供更准确的参考依据。

【参考文献】

- [1] Hoyt K. Super-resolution ultrasound imaging for monitoring the therapeutic efficacy of a vascular disrupting agent in an animal model of breast cancer[J]. J Ultrasound Med, 2024, 43(6): 1099-1107.
- [2] Roussot N, Constantin G, Desmoulins I, et al. Prognostic stratification ability of the CPS+EG scoring system in HER2-low and HER2-zero early breast cancer treated with neoadjuvant chemotherapy[J]. Eur J Cancer, 2024, 202: 114037.
- [3] Dass SA, Tan KL, Selva Rajan R, et al. Triple negative breast cancer: a review of present and future diagnostic modalities[J]. Medicina (Kaunas), 2021, 57(1): 62.
- [4] Janssen LM, Janse MH, Penning de Vries BB, et al. Predicting response to neoadjuvant chemotherapy with liquid biopsies and multiparametric MRI in patients with breast cancer[J]. NPJ Breast Cancer, 2024, 10(1): 10.
- [5] 黄晓妮,江远亮,黄文才.多参数MRI影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展[J].磁共振成像,2023,14(6): 151-155.
Huang XN, Jiang YL, Huang WC. Research progress of multiparametric MRI radiomics in breast cancer [J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2023, 14(6): 151-155.
- [6] 刘婷婷,林佳璐,娄鉴娟,等.多参数MRI影像组学评估浸润性乳腺癌HER-2表达状态的临床应用价值[J].南京医科大学学报(自然科学版),2024,44(2): 218-227.
Liu TT, Lin JL, Lou JJ, et al. Clinical application value of multi-parameter MRI radiomics evaluation of HER-2 expression status in invasive breast cancer [J]. Journal of Nanjing Medical University (Natural Sciences), 2024, 44(2): 218-227.
- [7] Guo J, Ren JL, Shen JK, et al. Do the combination of multiparametric MRI-based radiomics and selected blood inflammatory markers predict the grade and proliferation in glioma patients? [J]. Diagn Interv Radiol, 2021, 27(3): 440-449.
- [8] 王毅,李远哲,李淑婷,等.基于多模态磁共振放疗组学与临床指标的前列腺癌智能检测及风险预测模型建立[J].中国医学物理学杂志,2023,40(2): 251-260.
Wang Y, Li YZ, Li ST, et al. Establishment of models for the intelligent detection and risk prediction of prostate cancer based on the combination of multi-modality magnetic resonance imaging radiomics and clinical indicators [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2023, 40(2): 251-260.
- [9] 胡志强,游伟程,潘凯枫,等.中、美两国癌症流行特征分析-《2023

- 美国癌症统计报告》解读[J]. 科技导报, 2023, 41(18): 18-28.
- Hu ZQ, You WC, Pan KF, et al. Epidemiological characteristics of cancers in China and America: interpretation of the report of American cancer statistics, 2023[J]. Science & Technology Review, 2023, 41(18): 18-28.
- [10] 戚轩, 王武陵, 杨宏楷, 等. 影像检查对早期检测及评估乳腺癌患者化疗后相关心功能障碍的价值[J]. 磁共振成像, 2024, 15(4): 219-224.
- Qi X, Wang WL, Yang HK, et al. Value of imaging techniques in early detection and assessment of cardiac dysfunction in breast cancer patients post-chemotherapy [J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2024, 15(4): 219-224.
- [11] Kim EY, Lee KH, Yun JS, et al. Impact of residual microcalcifications on prognosis after neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients [J]. BMC Womens Health, 2024, 24(1): 187.
- [12] 顾依涵, 毛晓韵. 乳腺癌新辅助化疗疗效评估[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2024, 31(2): 118-124.
- Gu YH, Mao XY. Efficacy evaluation of neoadjuvant chemotherapy in breast cancer [J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2024, 31(2): 118-124.
- [13] 苏小涵, 李金穗, 谭巧, 等. 乳腺鳞状细胞癌和乳腺腺鳞癌临床病理特征、治疗和预后因素分析[J]. 现代肿瘤医学, 2023, 31(19): 3593-3599.
- Su XH, Li JS, Tan Q, et al. Analysis of clinicopathological features, treatment, and prognostic factors of breast squamous cell carcinoma and breast adenosquamous carcinoma [J]. Journal of Modern Oncology, 2023, 31(19): 3593-3599.
- [14] 夏坤健, 王琳, 孙振华. 三阴性乳腺癌化疗后骨髓抑制与其预后的相关性分析[J]. 中山大学学报(医学科学版), 2024, 45(3): 475-483.
- Xia KJ, Wang L, Sun ZH. Correlation analysis of myelosuppression after chemotherapy for triple-negative breast cancer and its prognosis [J]. Journal of Sun Yat-sen University (Medical Sciences), 2024, 45(3): 475-483.
- [15] 刘远麟, 彭厚坤, 罗朝朗, 等. 老年乳腺癌新辅助化疗前后HER-2、ER和PR表达变化及其与患者预后的关系[J]. 中国老年学杂志, 2023, 43(16): 3902-3905.
- Liu YL, Peng HK, Luo ZL, et al. Changes in expression of HER-2, ER and PR before and after neoadjuvant chemotherapy for elderly breast cancer and their relationship with patient prognosis [J]. Chinese Journal of Gerontology, 2023, 43(16): 3902-3905.
- [16] 严珊珊, 王永南, 唐璜, 等. ER弱阳性HER-2阴性乳腺癌的临床病理特点及预后分析[J]. 临床与实验病理学杂志, 2022, 38(9): 1105-1108.
- Yan SS, Wang YN, Tang H, et al. Clinicopathologic features and prognostic analysis of ER-weakly-positive HER-2-negative breast cancer[J]. Chinese Journal of Clinical and Experimental Pathology, 2022, 38(9): 1105-1108.
- [17] Oudanoh T, Nabi H, Ennour-Idrissi K, et al. Progesterone receptor status modifies the association between body mass index and prognosis in women diagnosed with estrogen receptor positive breast cancer[J]. Int J Cancer, 2020, 146(10): 2736-2745.
- [18] 张丁懿, 黄小华, 沈梦伊, 等. MRI影像组学预测非特殊型浸润性乳腺癌分子分型的价值[J]. 磁共振成像, 2024, 15(3): 100-106.
- Zhang DY, Huang XH, Shen MY, et al. Value of MRI radiomics in predicting molecular subtypes of invasive breast carcinoma of no special type[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2024, 15(3): 100-106.
- [19] 郑璐, 汤铜, 赵茹, 等. MRI影像组学模型预测乳腺癌组织中HER-2低表达状态的价值[J]. 现代肿瘤医学, 2024, 32(6): 1110-1114.
- Zheng L, Tang T, Zhao R, et al. Value of dynamic contrast-enhanced magnetic resonance image-based model in predicting low expression of HER-2 in breast cancer tissues[J]. Journal of Modern Oncology, 2024, 32(6): 1110-1114.
- [20] 李鑫焱, 崔广和, 刘菲菲, 等. 基于常规超声、超声组学及HER-2构建列线图预测乳腺癌新辅助化疗疗效[J]. 现代肿瘤医学, 2024, 32(8): 1486-1491.
- Li XY, Cui GH, Liu FF, et al. Nomogram based on conventional ultrasound, ultrasound-based radiomics and HER-2 to predict breast cancer neoadjuvant chemotherapy response[J]. Journal of Modern Oncology, 2024, 32(8): 1486-1491.
- [21] Song LR, Li CL, Yin JD. Texture analysis using semiquantitative kinetic parameter maps from DCE-MRI: preoperative prediction of HER2 status in breast cancer[J]. Front Oncol, 2021, 11: 675160.
- [22] Chen XG, Chen XF, Yang JD, et al. Combining dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging and apparent diffusion coefficient maps for a radiomics nomogram to predict pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients[J]. J Comput Assist Tomogr, 2020, 44(2): 275-283.
- [23] 石丽楠, 曹春莉, 桑田, 等. 基于乳腺癌超声特征及临床病理指标的列线图预测腋窝淋巴结转移风险[J]. 中国医学影像学杂志, 2024, 32(4): 332-338.
- Shi LN, Cao CL, Sang T, et al. Nomogram based on ultrasound characteristics and clinicopathological indicators for predicting axillary lymph node metastasis in breast cancer[J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2024, 32(4): 332-338.
- [24] 陈国华, 张浩宇, 韩升波, 等. 基于血清CA50、TSGF、TPA的中晚期乳腺癌放化疗敏感性列线图预测模型的建立与评价[J]. 中国医科大学学报, 2024, 53(3): 240-245.
- Chen GH, Zhang HY, Han SB, et al. Establishment and evaluation of the model for predicting the sensitivity to radio chemotherapy in patients with middle-and advanced-stage breast cancer based on serum CA50, TSGF, and TPA[J]. Journal of China Medical University, 2024, 53(3): 240-245.
- [25] 徐梦莹, 刘金瑞, 李健, 等. 列线图模型对浸润性乳腺癌伴腋窝淋巴结转移的预测价值[J]. 中国医学影像学杂志, 2024, 32(2): 150-156.
- Xu MY, Liu JR, Li J, et al. Nomogram for predicting invasive breast cancer with axillary lymph node metastasis[J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2024, 32(2): 150-156.
- [26] 崔雅琼, 黄刚, 王莉莉, 等. 基于临床-多参数磁共振影像组学特征预测宫颈癌脉管浸润和预后的研究[J]. 磁共振成像, 2023, 14(2): 73-82.
- Cui YQ, Huang G, Wang LL, et al. Clinical-radiomic analysis of multi-parametric magnetic resonance imaging predicts lymphovascular space invasion and outcomes in cervical cancer[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2023, 14(2): 73-82.

(编辑: 黄开颜)