

# 瘤内及瘤周MR影像组学联合临床特征预测宫颈癌淋巴脉管间隙浸润

林宝金<sup>1,2</sup>, 吴朝霞<sup>2</sup>, 王石<sup>2</sup>, 龙先凤<sup>1</sup>, 梁莉莉<sup>1</sup>, 李弟声<sup>1</sup>, 朱超华<sup>1</sup>

1. 广西壮族自治区人民医院放疗物理技术室, 广西 南宁 530021; 2. 清华大学工程物理系, 北京 100084

**【摘要】目的:**探讨基于瘤内+瘤周MR影像组学联合临床特征构建的列线图模型,在预测宫颈癌淋巴脉管间隙浸润(LVSI)状态的价值。**方法:**回顾性分析178例经术后病理证实的宫颈癌患者资料,其中70例LVSI(+),108例LVSI(-),按照8:2的比例将其划分为训练集[142例,54例LVSI(+),88例LVSI(-)]和测试集[36例,16例LVSI(+),20例LVSI(-)]。所有宫颈癌患者术前均行MRI检查,在T<sub>2</sub>WI序列上手动逐层勾画感兴趣区(ROI),瘤周区域分别等距外扩。对临床因素实行单因素逻辑分析,筛选宫颈癌LVSI(+ )的独立预测因子。分别基于瘤内区、瘤周区和瘤内+瘤周区提取影像组学特征,以最佳者构建影像组学模型,比较各瘤周和瘤内+瘤周模型差异。基于最佳瘤内+瘤周模型影像组学评分与临床独立预测因子构建联合模型,绘制列线图。采用受试者工作特征曲线来评价各模型的诊断性能,决策曲线评价模型的临床价值。**结果:**联合模型在各种模型对比中效果最佳,训练集和测试集的AUC值为0.970和0.803。**结论:**瘤内+瘤周MR影像组学联合临床特征可以有效预测宫颈癌LVSI。

**【关键词】**宫颈癌;影像组学;磁共振成像;淋巴脉管浸润

**【中图分类号】**R318;R737.33

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2024)07-0851-07

## Intratumoral and peritumoral magnetic resonance imaging radiomics combined with clinical characteristics to predict lymphovascular space invasion in cervical cancer

LIN Baojin<sup>1,2</sup>, WU Zhaoxia<sup>2</sup>, WANG Shi<sup>2</sup>, LONG Xianfeng<sup>1</sup>, LIANG Lili<sup>1</sup>, LI Disheng<sup>1</sup>, ZHU Chaohua<sup>1</sup>

1. Department of Radiotherapy Physical Technology, the People's Hospital of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530021, China; 2. Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084, China

**Abstract: Objective** To investigate the value of a nomogram model constructed from intratumoral and peritumoral magnetic resonance imaging radiomics combined with clinical characteristics in predicting the status of lymphovascular space invasion (LVSI) in cervical cancer. **Methods** A retrospective analysis was conducted on 178 cervical cancer patients confirmed by postoperative pathology, with 70 cases of LVSI (+) and 108 cases of LVSI (-). The patients were divided into a training set [142 cases, including 54 cases of LVSI (+) and 88 cases of LVSI (-)] and a test set [36 cases, including 16 cases of LVSI (+) and 20 cases of LVSI (-)] at a ratio of 8:2. All underwent magnetic resonance imaging before surgery, and regions of interest were manually delineated layer by layer on the T<sub>2</sub>WI sequence, with the peritumoral region being uniformly expanded outward. Univariate logistic analysis was performed on clinical factors to select independent factors for cervical cancer LVSI (+). Radiomic features were extracted separately from the intratumoral region, the peritumoral region, and the intratumoral-peritumoral region to construct radiomics models, and the differences between the peritumoral and the intratumoral-peritumoral models were compared. A combined model was established based on the radiomics scores of the optimal intratumoral-peritumoral model and clinical independent predictive factors, and a nomogram was plotted. Receiver operating characteristic curves were used to evaluate the diagnostic performance of each model, and decision curve analysis was used to assess the clinical value of the models. **Results** The combined model demonstrated the best performance among the various models, with AUC of 0.970 in the training set and 0.803 in the test set. **Conclusion** Intratumoral and peritumoral magnetic resonance imaging radiomics combined with clinical characteristics can effectively predict LVSI in cervical cancer.

**Keywords:** cervical cancer; radiomics; magnetic resonance imaging; lymphovascular space invasion

**【收稿日期】**2024-02-01

**【基金项目】**广西壮族自治区卫生健康委科研课题(Z-A20230042);广西医疗卫生适宜技术开发与推广应用项目(S2022014)

**【作者简介】**林宝金,硕士研究生,主管技师,研究方向:影像组学在宫颈癌中的应用,E-mail: 921389005@qq.com

**【通信作者】**朱超华,E-mail: th0624@163.com.

## 前言

宫颈癌是女性生殖系统中最常见的恶性肿瘤之一,在全球女性因恶性肿瘤导致的死亡率中排名第三,在低收入国家尤为常见<sup>[1-3]</sup>。淋巴脉管间隙浸润(LVSI),也被称为脉管癌栓,是恶性肿瘤的一种临床病理现象,指肿瘤细胞侵袭了血管和淋巴管系统。LVSI的存在对肿瘤转移具有重要临床意义,淋巴结转移往往提示肿瘤的恶性程度高,预示患者预后不良。根据国立癌症综合网络(National Comprehensive Cancer Network)发布的2023年子宫颈癌临床实践指南<sup>[4]</sup>,LVSI被视为宫颈癌的中危因素之一。此外,研究证实LVSI是宫颈癌发生淋巴结转移的独立危险因素<sup>[5-6]</sup>,可以在一定程度上提前反映淋巴结转移的潜在风险。以往的宫颈癌研究主要关注肿瘤本身的特征,较少考虑肿瘤周围的环境因素,然而相关研究表明肿瘤微环境对于评估肿瘤侵袭性生物学行为具有重要价值<sup>[7-8]</sup>。因此,本研究旨在探讨基于瘤内及瘤周MR影像组学特征与临床特征构建的联合预测模型,在预测宫颈癌术前LVSI状态的价值。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究对象

回顾性分析2019年1月~2022年12月广西壮族自治区人民医院经术后病理确诊的178例宫颈癌患者资料,患者年龄27~82岁、平均51岁,其中70例LVSI阳性[LVSI(+)]、108例LVSI阴性[LVSI(-)];按照8:2比例划分训练集[142例,54例LVSI(+),88例LVSI(-)]和测试集[36例,16例LVSI(+),20例LVSI(-)]。记录患者的临床资料,包括年龄、血红蛋白、淋巴结转移、中性粒细胞数等18个项目。纳入标准:①宫颈癌根治术后病

理学检查确诊为宫颈癌;②患者在MRI检查前未接受新辅助治疗或其他治疗;③术前1个月内接受3.0T MRI检查;④肿瘤为单个病灶。排除标准:①临床资料不全;②图像质量不佳或者缺失;③存在远处转移;④术前接受过治疗;⑤合并其他肿瘤。本研究遵守《赫尔辛基宣言》,经广西壮族自治区人民医院伦理委员会批准(批准文号:KY-ZC-2023-053),免除受试者知情同意。

### 1.2 检查技术

采用Siemens Magnetom Trio 3.0 T磁共振仪,体部8通道相控阵线圈,采集盆部MRI。常规扫描参数:快速自旋回波T<sub>1</sub>WI,视野(Field of View, FOV)400 mm×400 mm,重复时间(Time of Repetition, TR)500 ms,回波时间(Echo Time, TE)13 ms,层厚4 mm,间距1 mm,矩阵202×384,激励次数2;快速自旋回波T<sub>2</sub>WI,FOV 400 mm×400 mm,TR为550 ms,TE为3 ms,层厚4 mm,间距1 mm,矩阵202×384,激励次数2。

### 1.3 图像预处理和图像分割

对所有收集的患者MR图像进行预处理,首先,对图像进行N4偏置校正以及标准化至[0, 1]<sup>[9]</sup>,其次,将图像重采样至体素1 mm×1 mm×1 mm<sup>[10]</sup>,最后,在预处理的图像上面进行靶区勾画。由一名放射科主治医师(具有5年的盆腔影像经验)使用3DSlicer4.10.2软件,在矢状位T<sub>2</sub>WI上沿病灶边缘逐层手动勾画肿瘤感兴趣区(Region of Interest, ROI)获得肿瘤三维容积感兴趣区(Volume of Interest, VOI),见图1。最后由另一名放射科副主任医师(具有10年盆腔影像经验)使用相同软件对已勾画的ROI进行确认和修改(如需要)。由软件在已确认勾画清楚的ROI(瘤内)基础上自动将其边界外扩(分别外扩2、4、6、8 mm),将外扩后的区域减去瘤内区域得到瘤周区域。

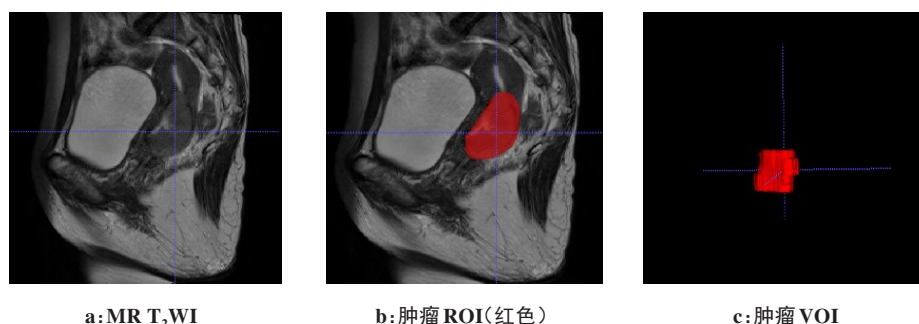


图1 基于T<sub>2</sub>WI沿病灶边缘逐层勾画VOI示意图

Figure 1 Schematic illustration of delineating the volume of interest layer by layer along the lesion margin based on T<sub>2</sub>WI

### 1.4 影像组学特征提取

基于Python平台的开源软件包Pyradiomics(<http://pypi.org/project/Pyradiomics/>)对分割好的瘤内区域、

瘤周区域和瘤内及瘤周区域分别提取影像组学特征,3个区域分别提取了1 197个影像组学特征,包括233个一阶特征、14个形状特征和950个纹理特征。纹理特征

包括领域灰度差矩阵(Neighboring Gray Tone Difference Matrix, NGTDM)、灰度区域大小矩阵(Gray Level Size Zone Matrix, GLSZM)、灰度游程长度矩阵(Gray Level Run Length Matrix, GLRLM)、灰度共生矩阵(Gray Level Dependence Matrix, GLDM)、直方图灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)等。

1.5 特征筛选

基于训练集的瘤内、瘤周和瘤内+瘤周区域的ROI, 分别经过 *t* 检验、Pearson 相关系数和最小绝对收缩和选择算子算法 (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO) 3 步特征筛选, 删除冗余和不相关的特征, 获得最终用于建模的特征。根据 LASSO 算法筛选出的特征及其对应的系数, 绘制特征重要性图, 以评估各特征重要性程度。

1.6 模型构建与评估

根据筛选出最佳的影像组学特征, 应用逻辑回归 (LR)、支持向量机 (SVM)、K 近邻 (KNN)、随机森林 (RF)、极端随机树 (ExtraTrees)、极端梯度提升 (XGBoost)、多层感知器 (MLP)、梯度提升决策树 (LightGBM) 机器学习算法构建影像组学模型 (瘤内模型、瘤周模型、瘤内+瘤周模型), 计算影像组学评分 (Radscore) 并筛选最佳影像组学模型。

模型的建立过程基于训练集数据十折交叉验证进

行, 最终建立的影像组学模型利用独立测试集数据进行评价, 评价指标包括了受试者操作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线、ROC 曲线下面积 (Area Under the Curve, AUC)、特异性、敏感性。采用校准曲线和决策 (DCA) 曲线评估模型的性能和临床价值。

1.7 统计学分析

所有统计均使用 SPSS25.0 软件、Python 3.7 和 4.0.2 版 R 软件进行。符合正态分布的计量资料以均值±标准差表示。分类变量以例 (%) 表示, 并使用卡方检验进行比较。采用单因素逻辑回归筛选患者临床因素, 获得临床独立预测因子; 采用多因素逻辑回归基于最佳影像组学模型评分及临床预测因子构建联合模型, 并以列线图将其可视化。*P* < 0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 临床特征比较

研究共纳入 178 例宫颈癌患者, 其中 LVSI (+) 患者 70 例, LVSI (-) 患者 108 例, 对每位患者都收集了 18 项临床资料特征。临床数据经过 Kolmogorov-Smirnov 检验, 样本数据分布统计结果见表 1。选用单因素逻辑回归分析, 最终选择粒细胞比率和淋巴结转移 (*P* < 0.05) 两项作为独立预测因子, 用以构建联合预测模型。

表 1 宫颈癌患者的临床基线资料  
Table 1 Basic clinical information of cervical cancer patients

特征	样本 ( <i>n</i> =178)	训练集 ( <i>n</i> =142)	测试集 ( <i>n</i> =36)	<i>t</i> / $\chi^2$	<i>P</i> 值
年龄 ( $\bar{x}\pm s$ )/岁	51.91±10.39	51.11±9.90	55.06±11.75	-2.052	0.042
糖类抗原 199 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\mu\cdot\text{mL}^{-1}$	11.05±12.75	11.24±12.79	10.55±13.14	-0.552	0.638
糖类抗原 125 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\mu\cdot\text{mL}^{-1}$	12.87±12.87	12.49±12.80	14.78±15.49	-0.013	0.421
人附睾蛋白 4 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\text{pmol}\cdot\text{L}^{-1}$	60.85±20.87	60.45±21.10	61.50±21.72	-0.816	0.434
鳞状上皮细胞癌抗原 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\text{ng}\cdot\text{mL}^{-1}$	0.90±2.04	0.87±1.86	1.16±2.33	0.345	0.306
纤维蛋白原 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$	3.21±0.92	3.18±0.91	3.54±1.22	-2.256	0.147
白蛋白 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$	39.47±3.36	39.57±3.34	39.06±3.42	0.803	0.451
血红蛋白 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$	122.50±20.00	122.50±21.00	122.56±14.32	-0.553	0.769
中性粒细胞数 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $10^9\cdot\text{L}^{-1}$	4.11±2.54	4.23±2.55	3.48±2.76	0.888	0.134
血小板 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $10^9\cdot\text{L}^{-1}$	287.00±78.00	293.44±68.61	289.89±93.08	0.215	0.488
粒细胞比率 ( $\bar{x}\pm s$ )/%	58.60±14.45	58.70±15.00	59.41±12.60	0.589	0.567
淋巴细胞比率 ( $\bar{x}\pm s$ )/%	28.80±10.63	28.46±10.40	30.13±11.54	-0.792	0.353
淋巴细胞计数 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $10^9\cdot\text{L}^{-1}$	2.09±0.71	2.10±0.73	2.07±0.64	0.235	0.686
红细胞计数 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $10^{12}\cdot\text{L}^{-1}$	4.32±0.62	4.36±0.59	4.29±0.61	0.592	0.411
白细胞计数 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $10^9\cdot\text{L}^{-1}$	7.25±3.07	7.45±2.86	6.70±4.07	0.802	0.252
体质量指数 ( $\bar{x}\pm s$ )/ $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$	23.57±3.23	23.59±3.25	23.52±3.16	0.123	0.904
淋巴结转移 [例 (%)]				0.079	0.984
无	151 (84.83)	121 (85.21)	30 (83.33)		
有	27 (15.17)	21 (14.79)	6 (16.67)		
人乳头瘤病毒 [例 (%)]				0.049	>0.999
无	37 (20.79)	30 (21.13)	7 (19.44)		
有	141 (79.21)	112 (78.87)	29 (80.56)		

2.2 构建影像组学模型

在瘤内影像组学模型共得到3个最优特征,在训练集和测试集上的AUC值分别为0.802和0.741。对于各范围瘤周的影像组学模型,在训练集中,外扩2、4、6和8 mm的瘤周模型AUC值分别为0.765、0.826、0.812、

0.827,在测试集上,相应的AUC值分别为0.675、0.675、0.725、0.716,结果显示,外扩6 mm的瘤周模型共得到4个最优特征,在训练集和测试集中的AUC、敏感性、特异性和准确性方面较其他范围瘤周的影像组学模型性能更优且稳定(表2)。

表2 宫颈癌各瘤周影像组学模型预测性能  
Table 2 Predictive performance of peritumoral radiomics models in cervical cancer

模型	数据集	AUC(95%CI)	准确性	敏感性	特异性
瘤内模型	训练集	0.802(0.730~0.873)	0.725	0.759	0.721
	测试集	0.741(0.578~0.903)	0.694	0.812	0.600
2 mm瘤周模型	训练集	0.765(0.686~0.844)	0.662	0.704	0.636
	测试集	0.675(0.493~0.857)	0.639	0.625	0.650
4 mm瘤周模型	训练集	0.826(0.760~0.893)	0.761	0.685	0.807
	测试集	0.675(0.491~0.859)	0.667	0.625	0.700
6 mm瘤周模型	训练集	0.812(0.738~0.886)	0.782	0.685	0.841
	测试集	0.725(0.550~0.900)	0.722	0.750	0.700
8 mm瘤周模型	训练集	0.827(0.755~0.899)	0.768	0.704	0.807
	测试集	0.716(0.534~0.897)	0.722	0.687	0.750

将瘤内特征与各范围瘤周特征融合构建影像组学模型,各模型性能对比见表3。结果显示,瘤内+2 mm瘤周融合模型性能最优,共得到25个最优特征,其模型

训练集和测试集的AUC值分别为0.948和0.728。各组学模型的相对权重见图2,ROC曲线分析结果见图3、图4。

表3 宫颈癌各融合模型预测性能  
Table 3 Predictive performance of various fusion models in cervical cancer

融合模型	数据集	AUC(95%CI)	准确性	敏感性	特异性
瘤内+2 mm瘤周模型	训练集	0.948(0.912~0.985)	0.908	0.926	0.898
	测试集	0.728(0.557~0.899)	0.722	0.625	0.800
瘤内+4 mm瘤周模型	训练集	0.901(0.853~0.949)	0.824	0.769	0.841
	测试集	0.694(0.512~0.876)	0.75	0.625	0.895
瘤内+6 mm瘤周模型	训练集	0.875(0.815~0.935)	0.796	0.889	0.739
	测试集	0.669(0.484~0.853)	0.639	0.562	0.750
瘤内+8 mm瘤周模型	训练集	0.784(0.705~0.864)	0.761	0.685	0.807
	测试集	0.738(0.574~0.901)	0.694	0.875	0.550

2.3 构建联合模型

基于瘤内+瘤周的融合模型的影像组学评分和临床独立预测因子构建联合模型,图5为其列线图。联合模型预测训练集LVSI(+)的AUC值为0.970(95%CI:0.945~0.994),测试集中的AUC值为0.803(95%CI:0.657~0.949),两项数据均高于瘤内模型、瘤周模型和瘤内+瘤周融合模型(图6)。DCA曲线(图7)显示,联合模型的临床净收益高,临床适用性好。

3 讨论

本研究开发并验证了一种利用机器学习算法构建基于MR-T<sub>2</sub>WI瘤内及瘤周影像组学联合临床特征的模型,用于宫颈癌术前预测LVSI状态。研究结果初步表明瘤内+2 mm瘤周的融合模型在训练集和测试集中均表现良好,AUC值分别为0.948和0.728,联合临床因素构建列线图模型具有更优的预测表现,训练集和测试集的AUC值分别为0.970和0.803,联



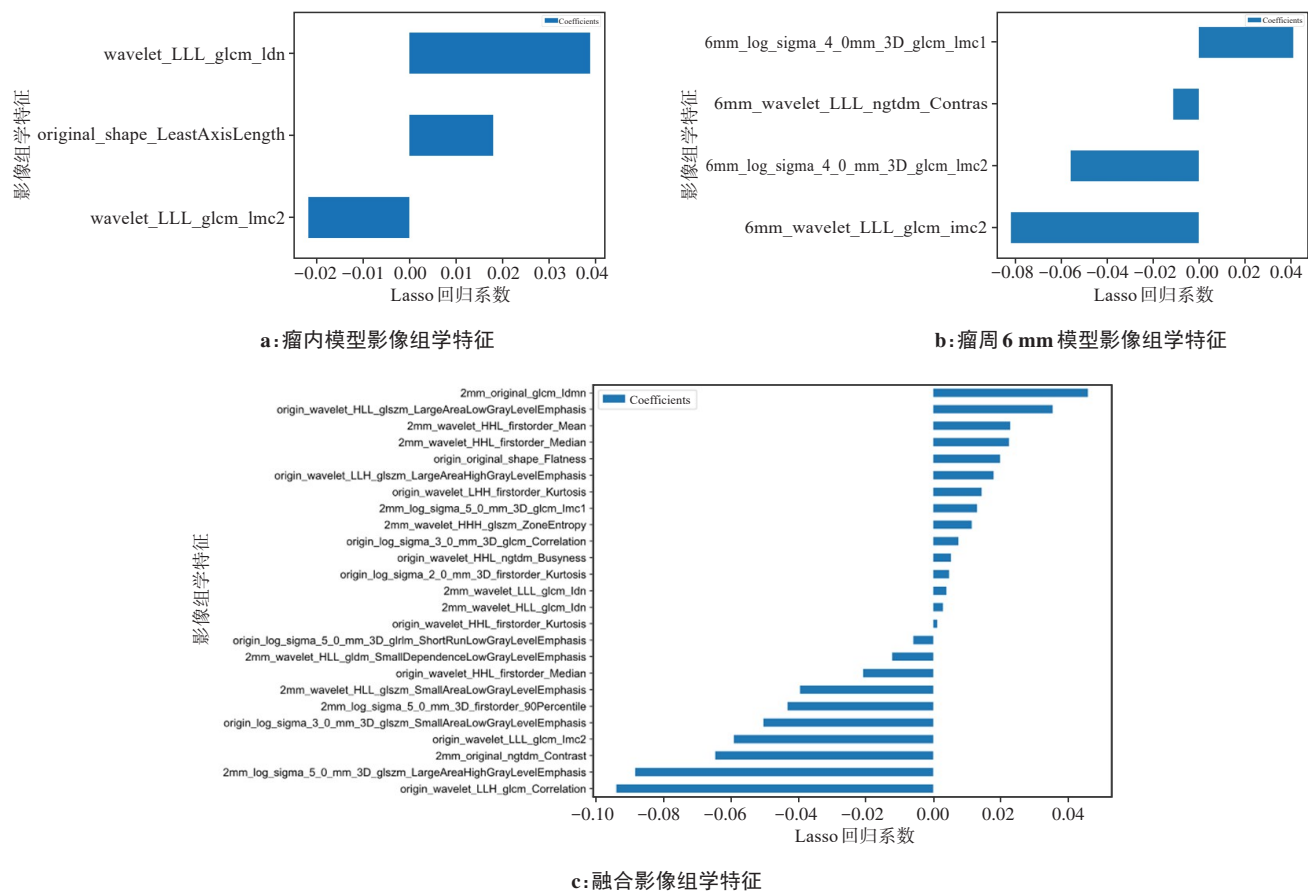


图 2 宫颈癌患者影像组学特征和相关系数

Figure 2 Radiomic features of cervical cancer patients and correlation coefficients

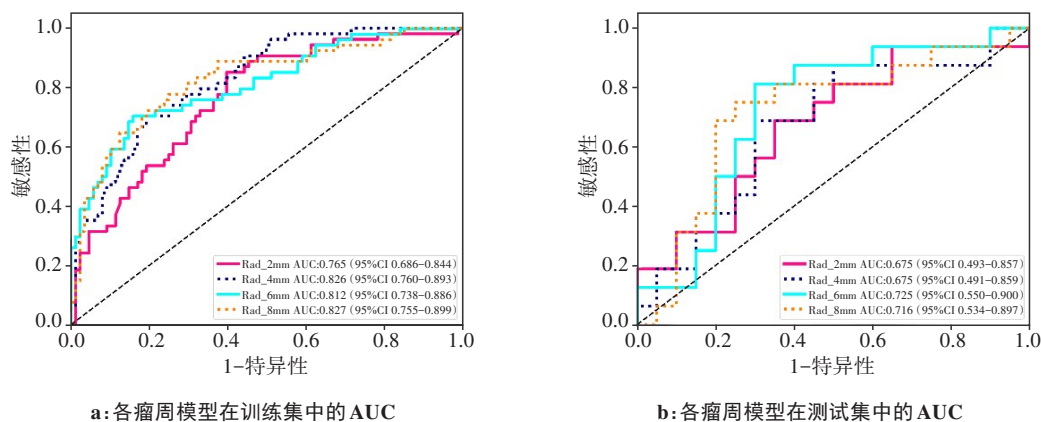


图 3 各瘤周模型受试者工作特征曲线

Figure 3 Receiver operating characteristic curve of each peritumoral model

Rad\_2 mm、Rad\_4 mm、Rad\_6 mm、Rad\_8 mm 分别为 2、4、6、8 mm 瘤周影像组学模型

合模型预测效能进一步提升,能够为临床医生提供一个精确客观的评估工具。

近年来,人工智能技术飞速发展,利用影像组学技术研究临床问题成为一大热点,影像组学通过大数据算法和统计分析工具,高通量提取并分析影像特征,将传统影像转化为可挖掘分析的数据信息,获取洞悉肿

瘤特征的生物学信息,反映病变的异质性,提高了疾病预后能力,在医学领域中发挥着越来越重要的作用<sup>[11-12]</sup>。在宫颈癌 LVSI 诊断方面,传统的影像学方法容易忽略肿瘤自身的异质性,无法准确预测 LVSI 状态。既往的研究中,已有部分学者利用影像组学技术对宫颈癌 LVSI 状态进行相关研究,Li 等<sup>[13]</sup>利用 T<sub>1</sub>CE MRI 图像特征构

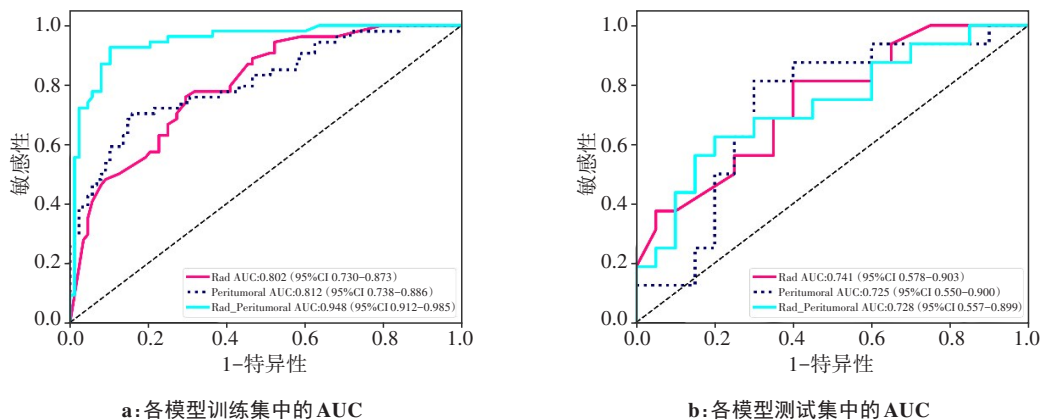


图 4 各模型受试者工作特征曲线  
Figure 4 Receiver operating characteristic curve of each model

Rad为瘤内影像组学模型;Peritumoral为最佳的瘤周影像组学模型(6 mm瘤周);Rad\_peritumoral为瘤内+2 mm瘤周的影像组学模型

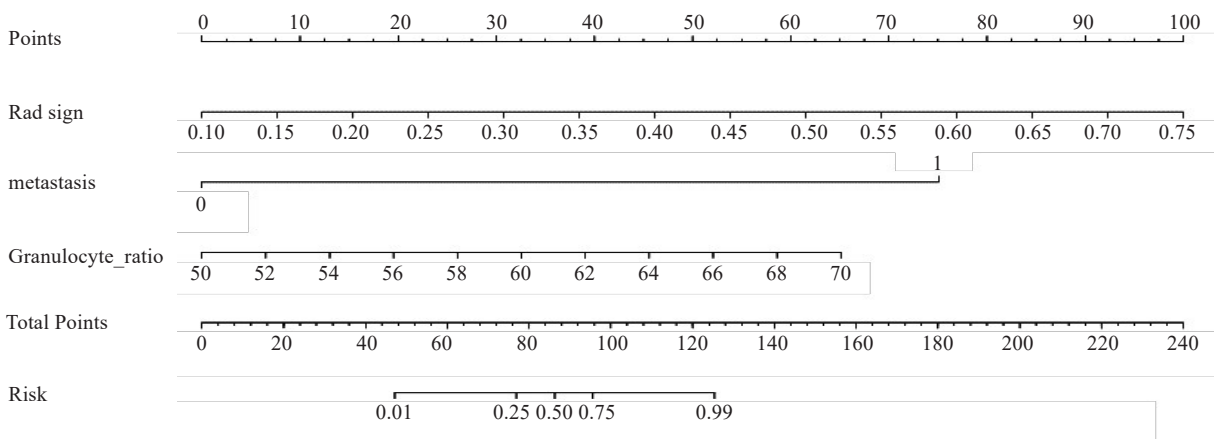


图 5 联合模型列线图  
Figure 5 Nomogram of the combined model

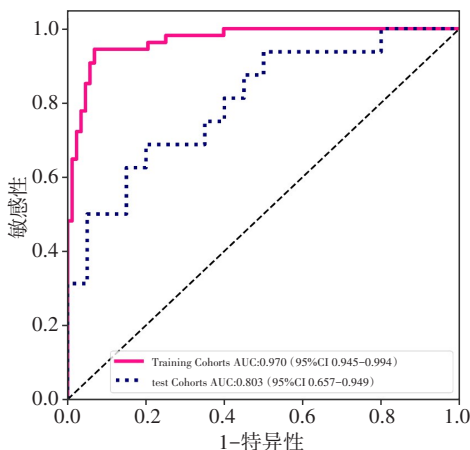


图 6 联合模型受试者工作特征曲线  
Figure 6 Receiver operating characteristic curve of the combined model

建了预测宫颈癌 LVSI 状态的预测模型。尽管该研究的准确性仅为 60%，临床应用受限，但结果表明 MRI 图像在预测宫颈癌 LVSI 状态方面具有一定的应用价值。Wu

等<sup>[14]</sup>则探索了多个 MRI 序列的影像特征对宫颈癌 LVSI 状态的预测价值。模型的 AUC 值为 0.659~0.814，研究结果显示 MRI 功能图像对 LVSI 状态具有一定的预测价值。喻泓清等<sup>[15]</sup>则采用 T<sub>2</sub>WI+CE-T<sub>1</sub>WI 影像组学以及淋巴结转移状态和宫颈浸润深度构建了临床影像组学模型，用于预测训练集和验证集的 AUC 值分别为 0.88 和 0.83，对宫颈癌 LVSI 状态的预测具有较高的价值。上述研究多局限于肿瘤内部特征，忽略了肿瘤周围区域特征的影响。瘤周区域是由肿瘤周围实质细胞构成的区域，是肿瘤微环境的组成部分，包含肿瘤细胞重要的生物学信息<sup>[16]</sup>。众多研究指出，肿瘤周围的微环境中蕴含着关键的生物学信息，MRI 图像也会呈现出微小的变化<sup>[17-18]</sup>。因此，宫颈癌的瘤周区域特征值得进一步探索，而目前对于宫颈癌瘤周区域的最佳范围研究较少，有待更进一步的研究。

本项目在单独构建瘤周区域的影像组学模型过程中，笔者观察到 6 mm 瘤周特征区域在单独使用时包含

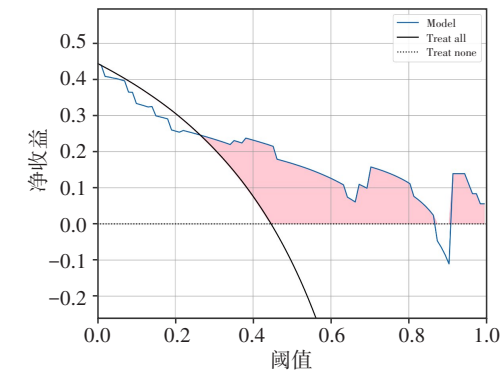


图7 联合模型测试集的DCA图

Figure 7 Decision curve analysis graph for the combined model on the test set

Treat all 为治疗所有患者的净收益曲线,即假设所有患者都接受治疗,该斜线展示了极端情况下的净收益;Treat none 为不采取任何行动的净收益曲线,即假设没有患者被治疗,此时净收益为零

更丰富的肿瘤微环境信息,其模型效果明显优于仅包含部分微环境信息的2 mm瘤周区域特征,该实验结果与崔林鹏<sup>[19]</sup>研究结果一致。然而,在构建融合模型时,笔者注意到瘤内+2 mm瘤周的融合模型表现最佳,相较于其他融合模型具有更优越的性能。这提示了一个现象,即过多的微环境信息可能会产生干扰作用,导致关键的瘤内信息被稀释,相关研究也显示,距离原发病灶最外缘0~3 mm的瘤周区域,MRI图像的纹理特征与肿瘤浸润淋巴细胞显著相关<sup>[20]</sup>。因此,选择适当的瘤周区域特征与瘤内特征融合显得至关重要,既需要包含一定的微环境信息,又不能过多,以免对瘤内特征造成干扰。本研究构建了一种瘤内瘤周模型,通过平衡特征选择和模型融合,达到了瘤内特征和适度微环境特征相互补充的效果。这种平衡能够获取肿瘤的关键信息,从而建立了最优的瘤内瘤周模型。

本研究通过比较瘤内模型、瘤周模型以及瘤内瘤周融合模型之间的差异,选择最佳的瘤内瘤周模型结合临床因素构建列线图模型。研究结果显示,单独的瘤内模型、最佳瘤周模型(6 mm瘤周)和最佳的瘤内瘤周模型(瘤内+2 mm瘤周)的训练集AUC值分别为0.802、0.812、0.948,测试集AUC值分别为0.741、0.725、0.728。瘤内+瘤周融合模型表现更佳。将瘤内+瘤周的融合模型与临床因素结合构建的联合模型在训练集和测试集的AUC值分别达到0.970和0.803,进一步提高了预测效能。该联合模型融合了宫颈肿瘤结构异质性、形态学和临床特征,为宫颈癌的诊疗提供可靠依据。通过列线图将其可视化,方便临床应用。

本研究的局限性包括以下几个方面:首先,本研究是一项单中心回顾性分析,数据可能存在一定的偏差。其次,样本数据较少,缺乏多中心参与和前瞻性试验。另外,勾画的ROI仅基于矢状位T<sub>2</sub>WI,需要结合其他序

列的瘤周特征进行完善。最后,瘤周的划分可以进一步细化。

综上所述,基于MRI瘤内及瘤周影像组学临床特征可以有效预测宫颈癌LVSI状态,有助于辅助临床制定个体化诊疗决策。

【参考文献】

[1] Bhatla N, Aoki D, Sharma DN, et al. Cancer of the cervix uteri[J]. Int J Gynaecol Obstet, 2018, 143 Suppl 2: 22-36.

[2] Tefera TB, Kerbo AA, Gonfa DB, et al. Knowledge of cervical cancer and its associated factors among reproductive age women at Robe and Goba towns, Bale zone, Southeast Ethiopia[J]. Glob J Med Res, 2016, 16(1): 24-31.

[3] Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2018[J]. CA Cancer J Clin, 2018, 68(1): 7-30.

[4] 周晖, 刘昀昀, 罗铭, 等. 《2023 NCCN 宫颈癌临床实践指南(第1版)》解读[J]. 中国实用妇科与产科杂志, 2023, 39(2): 189-196.

[5] 周滢, 姜继勇. 早期宫颈癌淋巴脉管间隙浸润与临床病理因素及预后的关系[J]. 实用妇产科杂志, 2018, 34(3): 203-207.

[6] Zhou Y, Jiang JY. Relationship among lymph vascular space invasion with clinicopathological factors and prognosis in early cervical cancer[J]. Journal of Practical Obstetrics and Gynecology, 2018, 34(3): 203-207.

[7] Yu F, Chen Y, Huang L, et al. Risk factors of node metastasis in cervical carcinoma[J]. Eur J Gynaecol Oncol, 2016, 37(5): 662-665.

[8] Kim Y, Stolarska MA, Othmer HG. The role of the microenvironment in tumor growth and invasion[J]. Prog Biophys Mol Biol, 2011, 106(2): 353-379.

[9] Jiang XJ, Wang J, Deng XY, et al. The role of microenvironment in tumor angiogenesis[J]. J Exp Clin Cancer Res, 2020, 39(1): 204.

[10] Dovrou A, Nikiforaki K, Zaridis D, et al. A segmentation-based method improving the performance of N4 bias field correction on T2weighted MR imaging data of the prostate[J]. Magn Reson Imaging, 2023, 101: 1-12.

[11] Park SH, Lim H, Bae BK, et al. Robustness of magnetic resonance radiomic features to pixel size resampling and interpolation in patients with cervical cancer[J]. Cancer Imaging, 2021, 21(1): 19.

[12] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J]. J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495.

[13] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.

[14] Li ZC, Li HL, Wang SY, et al. MR-based radiomics nomogram of cervical cancer in prediction of the lymph-vascular space invasion preoperatively[J]. J Magn Reson Imaging, 2019, 49(5): 1420-1426.

[15] Wu QX, Shi DP, Dou SW, et al. Radiomics analysis of multiparametric MRI evaluates the pathological features of cervical squamous cell carcinoma[J]. J Magn Reson Imaging, 2019, 49(4): 1141-1148.

[16] 喻泓清, 翟建, 刘晨露, 等. 基于MRI影像组学预测宫颈癌淋巴脉管间隙浸润[J]. 中国医学影像技术, 2022, 38(3): 421-426.

[17] Yu HQ, Zhai J, Liu CL, et al. Radiomics based on MRI for predicting cervical cancer lymph-vascular space invasion[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2022, 38(3): 421-426.

[18] Sun R, Limkin EJ, Vakalopoulou M, et al. A radiomics approach to assess tumour-infiltrating CD8 cells and response to anti-PD-1 or anti-PD-L1 immunotherapy: an imaging biomarker, retrospective multicohort study[J]. Lancet Oncol, 2018, 19(9): 1180-1191.

[19] Liu ZJ, Mi M, Li XQ, et al. A lncRNA prognostic signature associated with immune infiltration and tumour mutation burden in breast cancer[J]. J Cell Mol Med, 2020, 24(21): 12444-12456.

[20] Soysal SD, Tzankov A, Muenst SE. Role of the tumor microenvironment in breast cancer[J]. Pathobiology, 2015, 82(3/4): 142-152.

[19] 崔林鹏. 基于MRI影像组学的宫颈癌淋巴脉管间隙浸润预测研究[D]. 沈阳: 中国医科大学, 2021.

[20] Cui LP. MRI-based radiomics on prediction of lymph-vascular space invasion in cervical cancer[D]. Shenyang: China Medical University, 2021.

[20] Braman N, Prasanna P, Whitney J, et al. Association of peritumoral radiomics with tumor biology and pathologic response to preoperative targeted therapy for HER2 (ERBB2)-positive breast cancer[J]. JAMA Netw Open, 2019, 2(4): e192561.

(编辑: 薛泽玲)