



· 论 著 ·

# 多参数MRI影像组学列线图术前预测子宫内膜癌风险分层的价值

邓颖<sup>1</sup>, 赵婷婷<sup>2</sup>, 戴强<sup>1</sup>, 王茵<sup>1</sup>, 邬小平<sup>3</sup>, 闫斌<sup>1</sup>

1. 陕西省肿瘤医院放射科, 陕西 西安 710061;

2. 西安交通大学第一附属医院影像科, 陕西 西安 710061;

3. 西安市中心医院放射科, 西安市代谢性疾病影像学重点实验室, 陕西 西安 710061

**[摘要]** 目的: 探讨基于双中心磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 的影像组学列线图术前预测子宫内膜癌 (endometrial cancer, EC) 的风险分层的价值。方法: 回顾并收集2015年9月—2022年2月陕西省肿瘤医院 (机构1) 及西安市中心医院 (机构2) 术前接受MRI检查并术后病理学检查证实为EC的患者资料。机构1患者按7:3的比例随机分为训练组和内部验证组。机构2患者作为外部验证组。使用3D Slicer软件在轴位T2加权成像 (T2-weighted imaging, T2WI) 及表观弥散系数 (apparent diffusion coefficient, ADC) 图上手动分割肿瘤, 提取瘤内和瘤周的影像组学特征, 使用最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 进行特征筛选, 构建不同序列图像 (ADC图和T2WI)、不同肿瘤区域 (即瘤内、瘤周、瘤内+瘤周) 的影像组学模型, 使用受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线的曲线下面积 (area under curve, AUC) 评估不同模型的诊断效能, 筛选最佳影像组学模型。筛选临床及肿瘤形态学参数 [ (肿瘤体积、肿瘤最大径、矢状位T2WI肿瘤最大前后径 (maximum anteroposterior tumor diameter on sagittal T2WI, APsag) 和肿瘤-子宫面积比 (tumor to uterin area ratio, TAR) ], 利用逻辑回归 (logistic regression, LR) 构建临床模型。联合临床模型及组学模型构建多参数MRI影像组学列线图。通过ROC曲线、校正曲线、决策曲线进行模型评估。结果: 两个医疗机构共收集EC患者293例。机构1共收集患者233例, 平均年龄 (54.41 ± 7.99) 岁, 按7:3的比例随机分为训练组 (n=163) 与内部验证组 (n=70)。机构2共收集患者60例, 为外部验证组, 平均年龄 (54.62 ± 8.45) 岁。最终筛选9个与EC风险分层密切相关的影像组学特征构建影像组学模型, 该模型在训练组、内部验证组及外部验证组中均显示出较高的诊断效能 (AUC<sub>训练组</sub>=0.926, AUC<sub>内部验证组</sub>=0.912, AUC<sub>外部验证组</sub>=0.869), 结合临床参数构建的列线图模型进一步提高了诊断效能 (AUC<sub>训练组</sub>=0.949, AUC<sub>内部验证组</sub>=0.951, AUC<sub>外部验证组</sub>=0.932)。结论: 基于MRI影像组学列线图模型在术前预测EC风险分层方面具有较高的诊断效能, 有助于指导临床治疗决策。

**[关键词]** 子宫内膜癌; 磁共振成像; 影像组学; 列线图模型; 术前预测; 风险分层

中图分类号: R737.33; R445.1 文献标志码: A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2025.04.005

**基金项目:** 陕西省重点研发计划项目 (2024SF-YBXM-246, 2024SF-YBXM-257); 西安市科技计划项目医学研究一般项目 (24YXYJ0147); 陕西省肿瘤医院国科金孵化项目 (SC23B05)。

**利益冲突:** 作者均声明不存在利益冲突。

**伦理批件:** 医伦审 (2025科) 第1号。

**知情同意:** 豁免。

**引用本文:** 邓颖, 赵婷婷, 戴强, 等. 多参数MRI影像组学列线图术前预测子宫内膜癌风险分层的价值 [J]. 肿瘤影像学, 2025, 34(4): 343-355.

**Funding:** Shaanxi Provincial Key Research and Development Program Project (2024SF-YBXM-246, 2024SF-YBXM-257); Xi'an Science and Technology Plan Project General Medical Research Project (24YXYJ0147); Shaanxi Provincial Tumor Hospital National Natural Science Foundation Incubation Project (SC23B05).

**Conflicts of interest:** authors declare no conflicts of interest.

**Ethical approval:** Medical Ethics Review (2025 Department) No. 1.

**Informed consent:** exemption.

**Cite this article:** DENG Y, ZHAO T T, DAI Q, et al. Value of a multiparameter MRI radiomics nomogram for preoperative prediction of endometrial carcinoma risk stratification [J]. Oncoradiology, 2025, 34(4): 343-355.

## Value of a multiparameter MRI radiomics nomogram for preoperative prediction of endometrial carcinoma risk stratification

DENG Ying<sup>1</sup>, ZHAO Tingting<sup>2</sup>, DAI Qiang<sup>1</sup>, WANG Yin<sup>1</sup>, WU Xiaoping<sup>3</sup>, YAN Bin<sup>1</sup>  
(1. Department of Radiology, Shaanxi Provincial Tumor Hospital, Xi'an 710061, Shaanxi Province, China; 2. Department of Medical Imaging, The First Affiliated Hospital of Xi'an Jiao Tong University, Xi'an 710061, Shaanxi Province, China; 3. Department of Radiology, Xi'an Central Hospital Xi'an Key Laboratory of Metabolic Disease, Xi'an 710061, Shaanxi Province, China)

Correspondence to: YAN Bin E-mail: yanbin3t2008@163.com

**[ Abstract ] Objective:** To develop a dual-center magnetic resonance imaging (MRI) radiomics nomogram for preoperative prediction of risk stratification in endometrial cancer (EC). **Methods:** Patients who underwent MRI examinations prior to surgery were collected and analyzed at Shaanxi Provincial Cancer Hospital (Institution 1) and Xi'an Central Hospital (Institution 2) between September 2015 and February 2022 and were confirmed to have EC by postoperative pathological examination. Tumor segmentation was performed manually on axial T2-weighted imaging (T2WI) and apparent diffusion coefficient (ADC) images using 3D Slicer software. Radiomics features were extracted from intratumoral, peritumoral, and combined intratumoral and peritumoral regions. Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression was applied for feature selection, and radiomics models were constructed for different sequences (ADC and T2WI) and tumor regions. Diagnostic performance was evaluated via area under the curve (AUC), and the optimal model was selected. Clinical parameters, tumor volume, tumor size, maximum anteroposterior tumor diameter on sagittal T2WI (APsag), and tumor to uterine area ratio (TAR) were screened and integrated with radiomics features using logistic regression (LR) to build a clinical model. A combined MRI radiomics nomogram was developed by integrating the clinical and radiomics models. Model performance was assessed through receiver operating characteristic (ROC) curves, calibration curves, and decision curve analysis. **Results:** A total of 293 patients with EC pathologically confirmed from two institutions who underwent preoperative 1.5 T MRI were retrospectively enrolled. Institution 1 contributed 233 patients, randomly divided into a training cohort ( $n=163$ ) and internal validation cohort ( $n=70$ ) at a 7 : 3 ratio. Institution 2 provided 60 patients as an external validation cohort. Finally, 9 radiomics features significantly associated with EC risk stratification were identified. The radiomics model demonstrated high diagnostic efficacy across all cohorts ( $AUC_{\text{training}}=0.926$ ,  $AUC_{\text{internal validation}}=0.912$ ,  $AUC_{\text{external validation}}=0.869$ ). Incorporation of clinical parameters into the nomogram further enhanced performance ( $AUC_{\text{training}}=0.949$ ,  $AUC_{\text{internal validation}}=0.951$ ,  $AUC_{\text{external validation}}=0.932$ ). **Conclusion:** The MRI-based radiomics nomogram exhibits robust predictive accuracy for preoperative EC risk stratification, offering valuable guidance for clinical decision-making.

**[ Key words ]** Endometrial cancer; Magnetic resonance imaging; Radiomics; Nomogram model; Preoperative prediction; Risk stratification

子宫内膜癌 (endometrial cancer, EC) 是女性常见的恶性肿瘤之一, 其发病率在女性恶性肿瘤中居第六位, 在女性生殖系统恶性肿瘤中居第二位<sup>[1]</sup>。尽管大多数EC患者可在早期被诊断且预后相对较好, 但仍有一部分患者预后较差<sup>[2]</sup>。EC的预后取决于国际妇产科联盟 (International Federation of Gynecology And Obstetrics, FIGO) 分期、肌层浸润深度 (depth of myometrial invasion, DMI)、组织学类型及分级、淋巴脉管间隙浸润 (lymphovascular space invasion, LVSI) 和淋巴结状态<sup>[3]</sup>。欧洲肿瘤内科学会 (European Society for Medical Oncology, ESMO) 指南<sup>[4]</sup>将上述因素纳入EC的风险分层, 分为低风险、中风险、高-中风险及高风险4种风险等级。根据指南低风险EC, 即1级或2级子宫内膜样腺癌 (endometrioid endometrial

carcinoma, EEC) 且无深肌层浸润, 由于淋巴结转移的风险较低, 通常采用全子宫+双附件切除术的手术方式, 不必接受淋巴结清扫术; 而中风险至高风险的患者 (即非低风险EC患者) 则推荐进行盆腔及腹主动脉旁淋巴结切除术<sup>[5]</sup>。因此, 术前对EC患者进行准确的风险分层, 将有利于手术路径的选择。

虽然术前穿刺活检可获得EC的病理学类型及分级, 但是往往造成肿瘤分级被低估<sup>[6]</sup>。LVSI只能通过子宫切除标本来判断<sup>[7]</sup>。因此, 探索一种准确、无创的术前评估EC风险分层的方法非常重要。磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 是EC分期的首选影像学检查方法, 在评估DMI及宫颈间质侵犯方面具有较高的特异度<sup>[8]</sup>。但是DMI的评估高度依赖于MRI的图像质量, 并取决于放射科医师的专业知识和临

床经验,不同观察者间存在较大差异<sup>[9]</sup>。影像组学能从影像学图像中提取人眼不可见的定量特征,这些数据单独使用或与其他临床参数结合使用,有助于开发预测模型并支持临床决策<sup>[10]</sup>。Di Donato等<sup>[11]</sup>的研究显示,影像组学是术前评估EC患者肿瘤分级、DMI、LVSI和淋巴结转移的良好预测指标。此外,以往大多数基于MRI的影像组学研究集中在瘤内区域<sup>[11-13]</sup>,而肿瘤周围的微环境也与其生物学行为相关。因此,本研究探讨并构建基于瘤内和瘤周的MRI影像组学预测模型,并联合形态学参数,构建MRI影像组学列线图模型,以期术前预测EC的风险分层。

## 1 资料和方法

### 1.1 临床资料与分组

回顾并收集2015年9月—2022年2月陕西省肿瘤医院(机构1)及西安市中心医院(机构2)术前接受MRI检查且经术后病理学检查证实为EC的患者资料。机构1的数据用于模型开发与内部验证,机构2的数据仅用于外部验证模型的鲁棒性。纳入标准:①首次治疗为手术治疗,术前未行化疗;②手术方案为广泛全子宫、双侧附件切除和盆腔淋巴结清扫术,腹膜后淋巴结切检术;③术前行血清糖类抗原(carbohydrate antigen, CA)125检测,术后病理学检查证实为EC的患者。排除标准:①MRI扫描禁忌证,如幽闭恐惧症、心脏起搏器和视野内有金属植入物;②MRI检查后2周内,未接受全子宫切除术;③肿瘤小于1 cm或MRI上不可见;④MRI资料不完整;⑤图像质量不佳,有明显的运动伪影。本研究经医院伦理委员会批准。

本研究的目的是建立一个预测模型,术前无创性分类低风险与非低风险EC。根据ESMO指南<sup>[4]</sup>,可将EC分为4种风险等级:①低风险,FIGO I A期EEC,1、2级肿瘤,LVSI阴性;②中风险,I B期EEC,1、2级肿瘤,LVSI阴性;③高-中风险,I A期EEC,3级肿瘤,无论LVSI状态如何;或者I A/I B期EEC,1、2级肿瘤,LVSI阳性;④高风险,I B期EEC,3级肿

瘤,无论LVSI状态如何;FIGO分期 $\geq$  II期的肿瘤;或者除EEC外的所有EC组织亚型。其中低风险组为ESMO指南中的低风险患者;非低风险组为中风险、高-中风险及高风险患者。

### 1.2 MRI扫描

机构1使用日本Canon公司的Excellent Vantage Atlas 1.5 T超导MRI扫描仪,8通道相控阵体部线圈。机构2使用美国GE公司的Signa 1.5 T HDX超导磁共振扫描仪,8通道相控阵表面线圈。所有患者均行常规MRI平扫及弥散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)扫描。具体参数如下:T2加权成像(T2-weighted imaging, T2WI)快速恢复快速自旋回波(fast recovery fast spin echo, FRFSE),重复时间(time of repetition, TR)4 450 ms,回波时间(time of echo, TE)90 ms,层厚5 mm,层间距1.5 mm。T1加权成像(T1-weighted imaging, T1WI)快速自旋回波(fast spin echo, FSE),TR 605 ms,TE 15 ms,层厚5 mm,层间距1.5 mm。DWI平面回波成像(echo planar imaging, EPI),TR 6 900 ms,TE 80 ms,层厚5 mm,层间距1.5 mm, $b=650$  s/mm<sup>2</sup>。

### 1.3 肿瘤分割及形态学参数测量

由各1名影像科主任医师和高年资主治医师在双盲情况下利用3D Slicer软件4.10.2版本(<https://download.slicer.org/>)手动分割肿瘤。瘤内部分:在轴位T2WI及表观弥散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)图上,沿肿瘤边缘逐层勾画感兴趣区,生成3D感兴趣体积(volume of interest, VOI),包括囊变、出血及坏死部分。使用软件自动外扩3 mm,形成扩大的VOI;将扩大的VOI减去瘤内VOI,得到瘤周VOI。

肿瘤形态学参数测量(图1):

(1)肿瘤体积由3D Slicer软件在T2WI上获得。

(2)肿瘤最大径的测量方法:在短轴位T2WI图上测量肿瘤左右径( $x$ )和前后径( $y$ ),在矢状位T2WI图上测量肿瘤上下径( $z$ );肿瘤最大径为 $x, y, z$ 中值最大者。

(3)矢状位T2WI肿瘤最大前后径(maximum

anteroposterior tumor diameter on sagittal T2WI, APsag): 矢状位T2WI图上选择肿瘤最大截面, 垂直于子宫长轴测量肿瘤的最大前后径。

(4) 肿瘤-子宫面积比 (tumor to uterine area

ratio, TAR), 根据之前的文献<sup>[14]</sup>, 在DWI图上选择肿瘤的最大截面层面, 测量肿瘤面积, 在同层面的T2WI上测量子宫面积, TAR计算公式为 $TAR = (\text{肿瘤面积} / \text{子宫面积}) \times 100\%$ 。

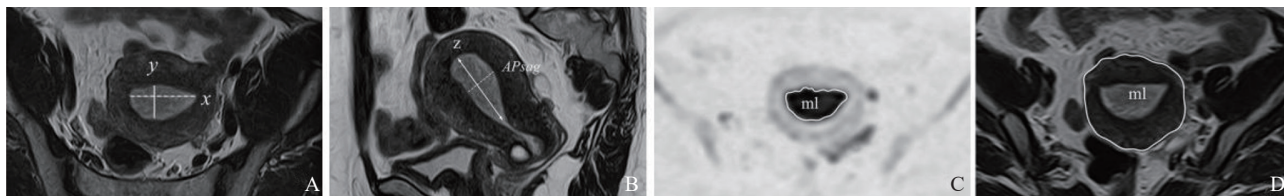


图1 肿瘤形态学参数测量方法

Fig.1 Methods for measuring tumor morphological parameters

A: 短轴位T2WI图, 肿瘤的横径(x)、前后径(y)。B: 矢状位T2WI图, 测量肿瘤上下径(z)及矢状位最大前后径(APsag)。C: 轴位DWI( $b=650 \text{ s/mm}^2$ )图, 选择肿瘤最大截面测量肿瘤面积。D: 轴位T2WI图, 沿子宫外缘测量子宫最大面积。

#### 1.4 特征提取与筛选

利用人工智能工具包(AK, 3.3.0版, GE Healthcare)软件, 基于T2WI及ADC图, 从 $T2WI_{\text{瘤内}}$ 、 $T2WI_{\text{瘤周}}$ 、 $ADC_{\text{瘤内}}$ 、 $ADC_{\text{瘤周}}$ 进行组学特征的提取。使用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归降维, 进行特征筛选。

#### 1.5 统计学处理

采用SPSS 17.0进行统计学分析, 进行正态性及方差齐性检验。符合正态分布的资料采用两独立样本t检验, 偏态分布资料采用Mann-Whitney U检验, 比较临床、形态学参数差异是否有统计学意义,  $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。利用单因素、多因素逻辑回归(logistic regression, LR)构建临床预测模型。使用LR构建影像组学模型。采用R语言(3.0.1版本, <https://www.R-project.org>)进行列线图绘制, 并获得校正曲线及决策曲线。利用DeLong检验分析临床模型、影像组学模型及列线图模型间差异的显著性。采用受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线的曲线下面积(area under curve, AUC)评价预测模型的诊断效能。采用最大Youden指数(灵敏度+特异度-1)来确定灵敏度、特异度和准确度。采用组内相关系数(intraclass correlation coefficients, ICC)评估肿瘤形态学参数与组学特征的观察者间变异性,  $ICC > 0.8$ 的特征被保留。

## 2 结果

### 2.1 组织病理学检查结果

机构1共收集患者233例, 平均年龄( $54.41 \pm 7.99$ )岁, 按7:3的比例随机分为训练组( $n=163$ )与内部验证组( $n=70$ )。机构2共收集患者60例, 为外部验证组, 平均年龄( $54.62 \pm 8.45$ )岁(图2)。

所有患者中EEC 265例, 非EEC 28例, 包括混合型癌10例, 癌肉瘤11例, 透明细胞癌2例, 未分化癌2例, 浆液性癌3例。低风险118例, 中风险14例, 高-中风险44例, 高风险117例。组织学分级为1级的患者14例, 2级193例, 3级86例。98例为深肌层侵犯, 195例为浅肌层侵犯。宫颈间质受侵60例。LVSI者94例。盆腔淋巴结受侵13例, 腹主动脉旁淋巴结受侵4例。FIGO分期I期207例, 2期42例, 3期39例, 4期5例。在训练组中, 低风险64例, 年龄( $52.3 \pm 7.0$ )岁, 非低风险99例, 年龄( $56.1 \pm 8.1$ )岁, 较低风险组, 非低风险组的年龄更大, 两组间差异有统计学意义( $t=-2.023$ ,  $P < 0.05$ , 表1)。除年龄以外, 训练组中肿瘤形态学参数, 包括肿瘤体积、肿瘤大小、APsag、TAR在低风险组和非低风险组两组间差异均有统计学意义( $P < 0.001$ )。CA125在低风险组和非低风险组中差异无统计学意义。

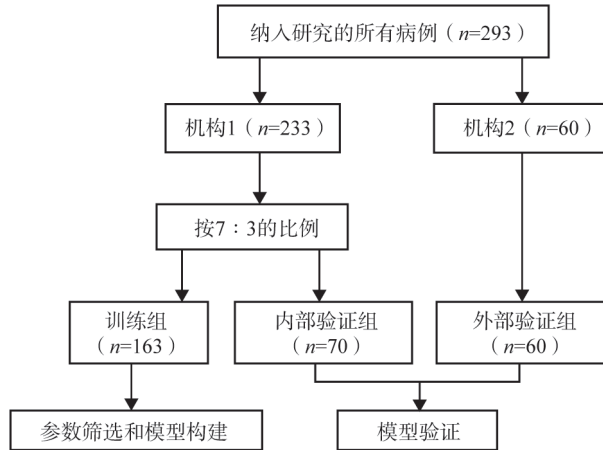


图2 研究设计流程图

Fig.2 Flow chart of study design

表1 293例EC患者的临床及术后病理学资料

Tab.1 Clinical and pathological data of 293 patients with endometrial cancer

特征	$\bar{x} \pm s$ 或 $n$ (%)							
	训练组 (n=163)		P值	内部验证组 (n=70)		外部验证组 (n=60)		
	低风险 (n=64)	非低风险 (n=99)		低风险 (n=28)	非低风险 (n=42)	低风险 (n=26)	非低风险 (n=34)	
年龄/岁	52.3 ± 7.0	56.1 ± 8.1	0.003	50.5 ± 7.0	56.3 ± 7.9	52.2 ± 8.2	56.4 ± 8.3	
CA125/ (U·mL <sup>-1</sup> )	32.247 ± 38.527	52.950 ± 99.112	0.074	19.650 ± 9.459	98.668 ± 333.807	21.753 ± 12.600	31.679 ± 27.718	
组织学分级								
1级	6 (9.4)	1 (1.0)		4 (14.3)	0 (0)	3 (11.5)	0 (0)	
2级	58 (90.6)	46 (46.5)		24 (85.7)	23 (54.8)	23 (88.5)	19 (55.9)	
3级	0 (0)	52 (52.5)		0 (0)	19 (45.2)	0 (0)	15 (44.1)	
肌层侵犯								
浅肌层	64 (100.0)	44 (44.4)		28 (100.0)	17 (40.5)	26 (100.0)	16 (47.1)	
深肌层	0 (0)	55 (55.6)		0 (0)	25 (59.5)	0 (0)	18 (52.9)	
宫颈间质侵犯								
阳性	0 (0)	36 (36.4)		0 (0)	21 (50.0)	1 (3.8)	2 (5.9)	
阴性	64 (100.0)	63 (63.6)		28 (100.0)	21 (50.0)	25 (96.2)	32 (94.1)	
LVSI								
阳性	0 (0)	43 (43.4)		0 (0)	28 (66.7)	0 (0)	23 (67.6)	
阴性	64 (100.0)	56 (56.6)		28 (100.0)	14 (33.3)	26 (100.0)	11 (32.4)	
淋巴结转移								
盆腔淋巴结	0 (0)	9 (9.1)		0 (0)	0 (0)	0 (0)	4 (11.8)	
腹主动脉旁淋巴结	0 (0)	4 (4.0)		0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)	
肿瘤体积/cm <sup>3</sup>	7.709 ± 13.721	28.752 ± 54.362	0.000	6.966 ± 5.752	28.355 ± 36.165	8.241 ± 10.454	20.254 ± 28.603	
肿瘤最大径/cm	3.426 ± 1.604	4.866 ± 2.525	0.000	3.350 ± 1.207	5.288 ± 2.259	3.474 ± 1.828	4.237 ± 1.905	

续表

特征	训练组 (n=163)		P值	内部验证组 (n=70)		外部验证组 (n=60)	
	低风险 (n=64)	非低风险 (n=99)		低风险 (n=28)	非低风险 (n=42)	低风险 (n=26)	非低风险 (n=34)
APsag/cm	1.406 ± 0.674	2.626 ± 1.366	0.000	1.484 ± 0.597	2.835 ± 1.545	1.628 ± 0.986	2.216 ± 1.271
TAR/%	23.041 ± 10.977	41.278 ± 18.663	0.000	26.804 ± 14.517	50.396 ± 23.153	20.128 ± 13.23	33.487 ± 20.060
FIGO分期							
I	64 (100)	53 (53.5)		28 (100)	17 (40.5)	25 (96.2)	20 (58.8)
I a	64 (100)	24 (24.2)		28 (100)	6 (14.3)	25 (96.2)	7 (20.6)
I b	0 (0)	29 (29.3)		0 (0)	11 (26.2)	0 (0)	13 (38.2)
II	0 (0)	24 (24.2)		0 (0)	13 (31.0)	1 (3.8)	4 (11.8)
III	0 (0)	21 (21.2)		0 (0)	10 (23.8)	0 (0)	8 (23.5)
III a	0 (0)	8 (8.1)		0 (0)	1 (2.4)	0 (0)	2 (5.9)
III b	0 (0)	0 (0)		0 (0)	0 (0)	0 (0)	1 (2.9)
III c1	0 (0)	9 (9.1)		0 (0)	6 (14.3)	0 (0)	5 (14.7)
III c2	0 (0)	4 (4.0)		0 (0)	3 (7.1)	0 (0)	0 (0)
IV	0 (0)	1 (1.0)		0 (0)	2 (4.8)	0 (0)	2 (5.9)
IV a	0 (0)	1 (1.0)		0 (0)	1 (2.4)	0 (0)	0 (0)
IV b	0 (0)	0 (0)		0 (0)	1 (2.4)	0 (0)	2 (5.9)
ESMO风险分层							
低风险	64 (100.0)	0 (0)		28 (100.0)	0 (0)	26 (100.0)	0 (0)
中风险	0 (0)	6 (6.1)		0 (0)	4 (9.5)	0 (0)	4 (11.8)
高-中风险	0 (0)	24 (24.2)		0 (0)	8 (19.1)	0 (0)	12 (35.3)
高风险	0 (0)	69 (69.7)		0 (0)	30 (71.4)	0 (0)	18 (52.9)

## 2.2 影像组学的特征提取及筛选

基于T2WI及ADC图,从T2WI<sub>瘤内</sub>、T2WI<sub>瘤周</sub>、ADC<sub>瘤内</sub>、ADC<sub>瘤周</sub>的每个VOI中共提取了1 036个影像组学特征,包括一阶特征、二阶特征、高阶特征。使用LASSO回归降维,T2WI<sub>瘤内</sub>、T2WI<sub>瘤周</sub>、ADC<sub>瘤内</sub>、ADC<sub>瘤周</sub>分别保留的特征数为7个、6个、5个和7个。

## 2.3 临床及形态学参数比较和筛选

低风险与非低风险EC临床及形态学参数,

经U检验、t检验后, $P < 0.05$ 的特征被保留,包括年龄,肿瘤体积,肿瘤最大径,APsag, TAR (表2)。

单因素LR显示,患者年龄,肿瘤体积,肿瘤最大径,APsag, TAR在评估EC风险分层方面差异均有统计学意义。

多因素LR显示,仅年龄、APsag、TAR为鉴别EC风险分层的独立危险因素(表3)。

表2 EC患者低风险与非低风险等级两组间的参数比较

Tab.2 Comparison of parameters between low-risk and non-low-risk groups among patients with EC

参数	机构1合计 (n=233)	低风险组 (n=92)	非低风险组 (n=141)	P值 <sup>a</sup>	P值 <sup>b</sup>
年龄/岁	54.41 ± 7.99	51.77 ± 7.26	56.14 ± 7.97	<0.001	<0.001
肿瘤体积/cm <sup>3</sup>	20.282 ± 40.433	7.483 ± 11.779	28.634 ± 49.339	<0.001	<0.001
肿瘤最大径/cm	4.364 ± 2.252	3.402 ± 1.480	4.992 ± 2.440	<0.001	<0.001
APsag/cm	2.191 ± 1.324	1.429 ± 0.645	2.688 ± 1.414	<0.001	<0.001
TAR/%	36.149 ± 20.093	24.125 ± 12.127	43.994 ± 20.380	<0.001	<0.001

a: U检验; b: t检验。

表3 单因素及多因素LR对临床参数的筛选

Tab.3 Univariate and multivariate LR analysis for the selection of clinical parameters

参数	单因素LR			多因素LR		
	OR	95% CI	P值	OR	95% CI	P值
年龄	1.078	1.039~1.121	<0.001	1.066	1.019~1.120	0.007
肿瘤体积	1.077	1.045~1.116	<0.001	0.993	0.971~1.032	0.682
肿瘤最大径	1.576	1.332~1.903	<0.001	1.084	0.836~1.415	0.548
APsag	4.723	3.084~7.693	<0.001	2.927	1.507~5.953	0.002
TAR	1.080	1.056~1.107	<0.001	1.034	1.006~1.066	0.019

## 2.4 单序列及多序列混合区域组学模型的构建

联合T2WI<sub>瘤内</sub>及T2WI<sub>瘤周</sub>构建T2WI混合区域组学模型。联合ADC<sub>瘤内</sub>及ADC<sub>瘤周</sub>构建ADC混合区域组学模型。经过LASSO回归后，T2WI混合区域组学模型保留9个特征，ADC混合区域组学模型保留8个特征。

联合T2WI和ADC混合区域组学模型参数，构建多序列混合区域组学特征模型，经过LASSO回归后，共保留9个特征参数（表4）。

## 2.5 影像组学模型的构建

使用LR构建MRI影像组学模型，包括ADC<sub>瘤内</sub>、ADC<sub>瘤周</sub>、T2WI<sub>瘤内</sub>、T2WI<sub>瘤周</sub>、ADC<sub>瘤内+瘤周</sub>、T2WI<sub>瘤内+瘤周</sub>（表5）。在MRI影像组学模型中，无论是训练中还是内部验证组，T2WI及ADC瘤周的诊断效能均优于瘤内。瘤内及瘤周联合的诊

断效能优于单独瘤内或瘤周。利用ADC<sub>瘤内</sub>+ADC<sub>瘤周</sub>+T2WI<sub>瘤内</sub>+T2WI<sub>瘤周</sub>联合，构建多序列影像组学模型，取得最优诊断效能（AUC<sub>训练组</sub>=0.926，AUC<sub>内部验证组</sub>=0.912）。

表4 构建影像组学模型的参数

Tab.4 Parameters for constructing the radiomics model

序列	区域	特征
ADC	瘤内	original_shape_LeastAxisLength
ADC	瘤内	wavelet-HHH_firstorder_Skewness
ADC	瘤内	original_glcml_Imc1
ADC	瘤周	wavelet-LHL_firstorder_Minimum
T2WI	瘤内	original_glcml_Contrast
T2WI	瘤内	wavelet-HLH_firstorder_Skewness
T2WI	瘤内	original_firstorder_Kurtosis
T2WI	瘤内	original_shape_LeastAxisLength
T2WI	瘤周	original_shape_LeastAxisLength

表5 MRI影像组学模型的参数在训练组及内部验证组的诊断效能

Tab.5 Diagnostic efficacy of MRI radiomics model parameters in the training and validation cohorts

模型	训练组				内部验证组			
	AUC (95% CI)	准确度/%	特异度/%	灵敏度/%	AUC (95% CI)	准确度/%	特异度/%	灵敏度/%
ADC <sub>瘤内</sub>	0.794 (0.773~0.845)	73.1	77.78	68.37	0.765 (0.743~0.804)	70.59	71.43	69.77
ADC <sub>瘤周</sub>	0.842 (0.809~0.876)	79.19	80.61	77.78	0.828 (0.788~0.865)	74.12	76.74	71.43
T2WI <sub>瘤内</sub>	0.821 (0.788~0.845)	73.6	76.77	70.41	0.818 (0.769~0.853)	71.76	73.81	69.77
T2WI <sub>瘤周</sub>	0.851 (0.817~0.892)	74.11	77.78	70.41	0.851 (0.813~0.876)	72.94	83.33	62.79
ADC <sub>瘤内+瘤周</sub>	0.858 (0.842~0.897)	77.16	76.60	77.67	0.841 (0.823~0.892)	72.94	65.96	81.58
T2WI <sub>瘤内+瘤周</sub>	0.871 (0.858~0.911)	80.2	81.25	79.21	0.863 (0.835~0.896)	75.29	73.33	77.5
影像组学模型	0.926 (0.889~0.965)	85.79	88.42	83.33	0.912 (0.876~0.934)	82.35	76.09	89.74

影像组学模型为ADC<sub>瘤内</sub>+ADC<sub>瘤周</sub>+T2WI<sub>瘤内</sub>+T2WI<sub>瘤周</sub>构建的多序列联合模型。

### 2.6 影像组学列线图模型的构建及验证

为了促进临床推广, 我们将临床模型与组学模型联合, 构建MRI影像组学列线图模型(图3)。

与临床模型(AUC<sub>训练组</sub>=0.850, AUC<sub>内部验证组</sub>=0.846)及影像组学模型相比, MRI影像组学列线图模型预测EC患者风险分层具有更高的诊断效能(表6), AUC、准确度、特异度、灵敏度在训练组分别为0.949、88.32%、84.88%、90.99%; 内部验证组分别为0.951、85.88%、92.36%、82.44%(表6)。

外部验证显示, 影像组学列线图模型诊断效能优于影像组学模型, 并优于临床模型。三者的AUC分别为0.932(0.894~0.988)、0.869(0.786~0.867)、0.771(0.736~0.825), 准确度为93.33%、86.67%、76.67%, 特异度为94.12%、88.46%、80.77%, 灵敏度为92.31%、85.29%、73.53%。比较临床模型、影像组学模型及影像组学列线图模型, 临床模型与影像组学模型、影像组学列线图模型间差异均有统计学意义( $P < 0.05$ ), 影像组学模型与影像组学列线图模型间差异无统计学意义( $P > 0.05$ )。

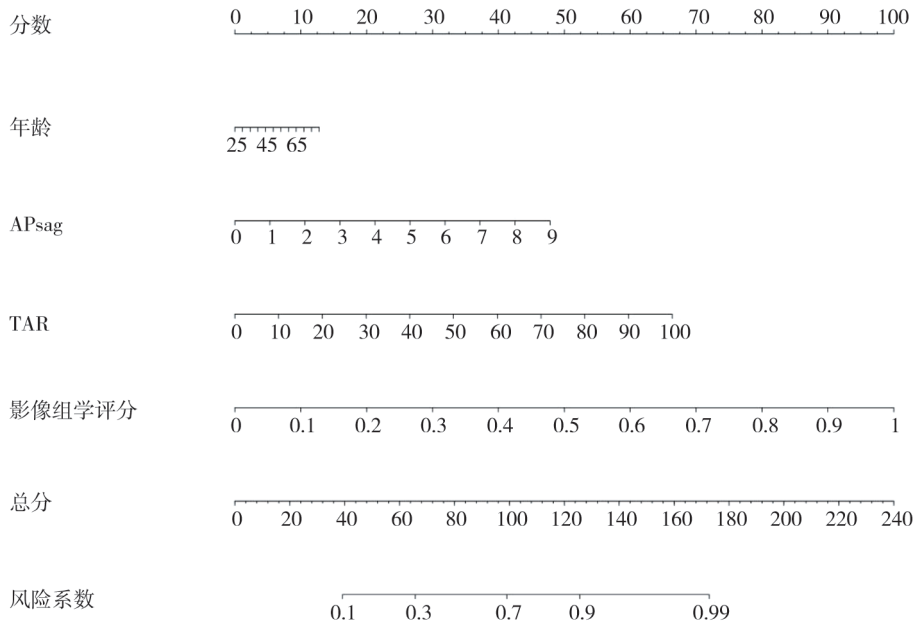


图3 影像组学列线图

Fig.3 Radiomics nomogram

表6 临床模型, 影像组学模型及影像组学列线图模型在训练组、内部验证组及外部验证组的诊断效能

Tab.6 Diagnostic efficacy of clinical model, radiomics model, and radiomics nomogram model in the training, validation and external validation cohorts

模型	训练组			内部验证组				外部验证组			P值		
	AUC (95% CI)	准确度/%	特异度/%	灵敏度/%	AUC (95% CI)	准确度/%	特异度/%	灵敏度/%	AUC (95% CI)	准确度/%		特异度/%	灵敏度/%
临床模型	0.850 (0.812~0.886)	78.17	79.8	76.53	0.846 (0.810~0.877)	75.29	71.43	79.07	0.771 (0.736~0.825)	76.67	80.77	73.53	0.042 <sup>a</sup>
影像组学模型	0.926 (0.889~0.965)	85.79	88.42	83.33	0.912 (0.876~0.934)	82.35	76.09	89.74	0.869 (0.786~0.867)	86.67	88.46	85.29	0.216 <sup>b</sup>
影像组学列线图模型	0.949 (0.912~0.978)	88.32	84.88	90.99	0.951 (0.916~0.982)	85.88	92.36	82.44	0.932 (0.894~0.988)	93.33	94.12	92.31	0.013 <sup>c</sup>

a、b、c均为DeLong检验, a临床模型与影像组学模型比较; b影像组学模型与影像组学列线图模型比较, c影像组学列线图模型与临床模型比较。

校正曲线（图4）显示，无论在训练组、内部验证组还是外部验证组，影像组学列线图模型预测EC患者风险分层具有最高的准确度；决策曲线（图5）显示，影像组学列线图模型的净收

益优于影像组学模型及临床模型，预测EC患者风险分层训练组、内部验证组及外部验证组效能相似，都能使患者获益。

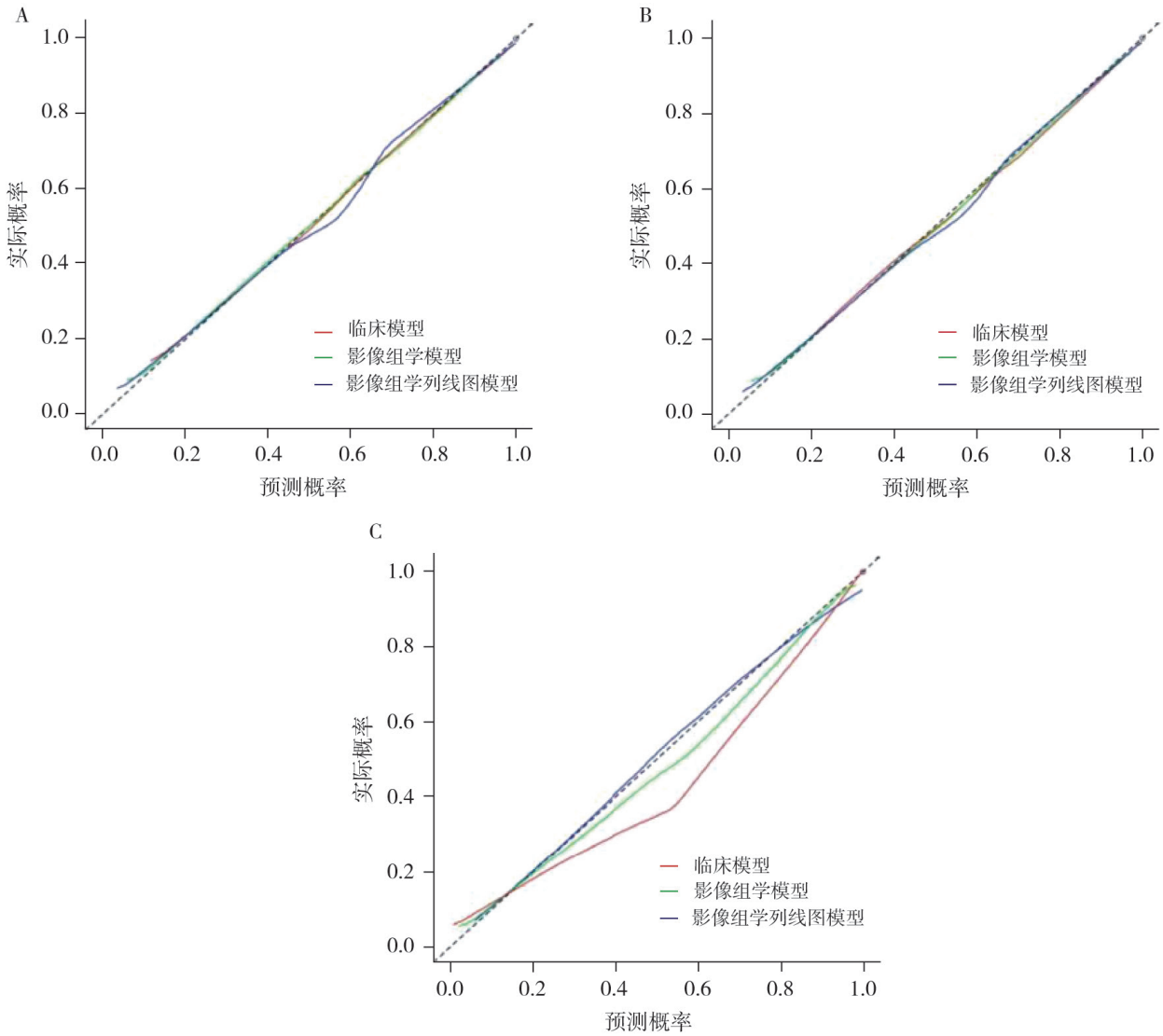


图4 校正曲线

Fig.4 Calibration curve

A: 训练组校正曲线; B: 内部验证组校正曲线; C: 外部验证组校正曲线。

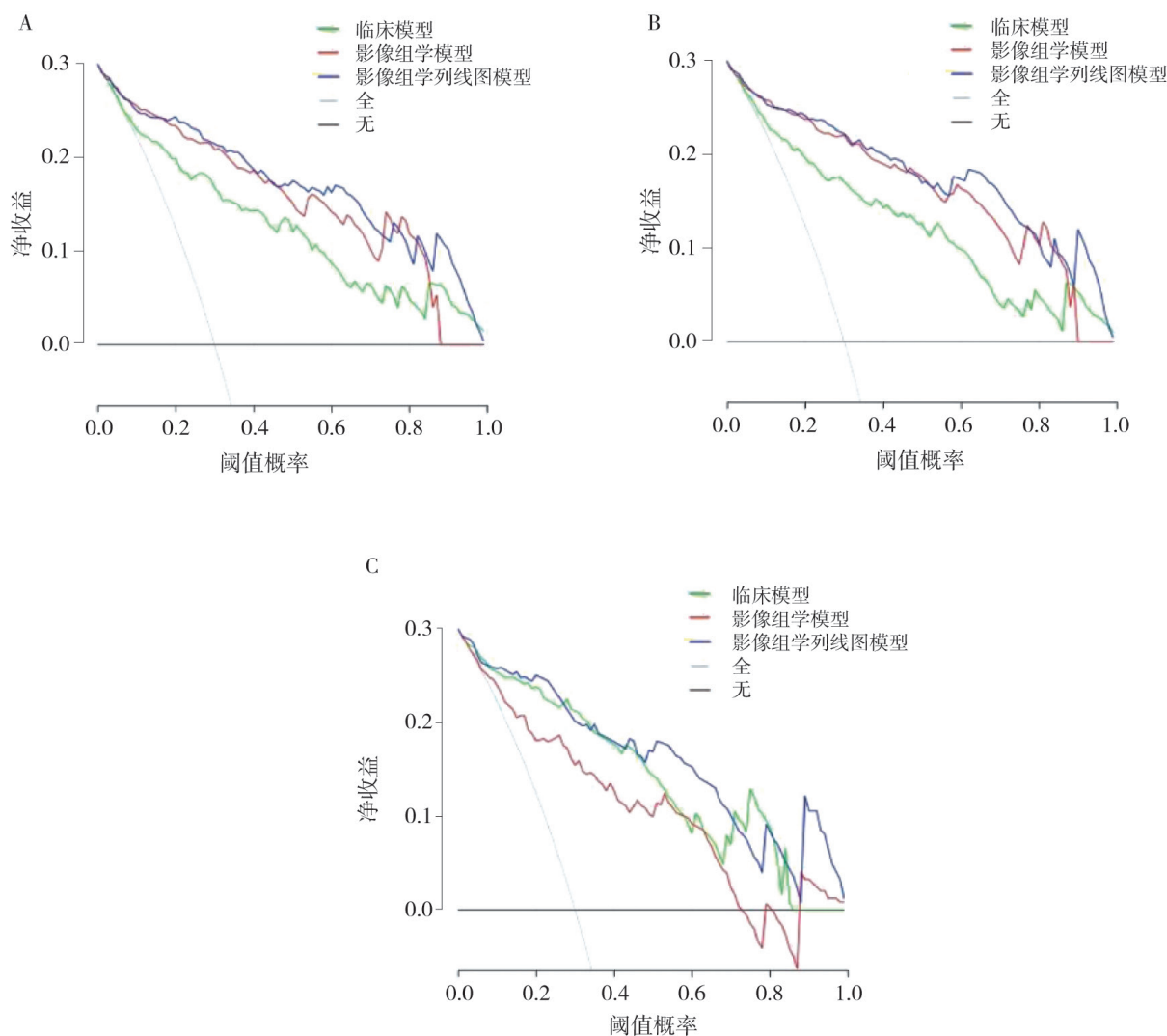


图5 决策曲线

Fig.5 Decision curve

A: 训练组决策曲线; B: 内部验证组决策曲线; C: 外部验证组决策曲线。

### 3 讨论

本研究构建并验证了一个基于MRI的影像组学列线图模型, 术前预测EC的ESMO风险分层, 呈现出良好的诊断效能。与其他复杂模型相比, 本模型的临床及形态学参数(年龄、APsag、TAR)均容易获得, 有更好的临床适用性。本模型不仅包括肿瘤内部信息, 还包括肿瘤周边的信息, 两者相互补充, 信息更全面, 具有更高的诊断效能。此外, 本模型还设置了内部验证及外部验证, 增强了模型的预测能力。

本研究的临床模型包括年龄和形态学参数(APsag、TAR), 均为EC风险分层的独立风险因素, 与既往研究<sup>[6, 12]</sup>一致。肿瘤大小与EC淋巴结转移情况 and 无复发生存相关, 影响EC患者的预后<sup>[15]</sup>。Yan等<sup>[14]</sup>的研究表明, APsag是术前预测EC风险分层的独立因素, 与本研究一致。Keles等<sup>[16]</sup>的研究结果显示, TAR可以提高术前分期的准确度, 并有助于EC的风险分层。除了这些形态学参数以外, 年龄也是影响EC患者预后的高风险因素<sup>[2]</sup>。因此我们纳入年龄、APsag、TAR构建临床模型, 取得较好的诊

断效能（临床模型 $AUC_{\text{训练组}}=0.850$ ， $AUC_{\text{内部验证组}}=0.846$ ， $AUC_{\text{外部验证组}}=0.771$ ）。

本研究利用 $T2WI_{\text{瘤内+瘤周}}$ 和 $ADC_{\text{瘤内+瘤周}}$ 联合，构建多序列影像组学模型，取得较好的诊断效能（ $AUC_{\text{训练组}}=0.926$ ， $AUC_{\text{内部验证组}}=0.912$ ， $AUC_{\text{外部验证组}}=0.869$ ）。影像组学通过获得图像每个体素中包含的信息，反映了肿瘤组织内在的病理学特征并建立预测模型<sup>[11]</sup>，近年来，涌现出大量的关于EC的影像组学研究成果。Yang等<sup>[12]</sup>利用传统影像组学，预测EC风险分层， $AUC_{\text{训练组}}$ 为0.874， $AUC_{\text{内部验证组}}$ 为0.765。Celli等<sup>[13]</sup>从T2WI图像和ADC图中提取影像组学特征，预测EC低风险的AUC为0.74。以上模型诊断效能均低于本模型，这些模型的ROI勾画都集中在肿瘤区域内。然而，越来越多的研究<sup>[17-20]</sup>证明，肿瘤周围的微环境与其临床行为相关，提取肿瘤内部及周围组织特征的影像组学研究，已广泛应用于胶质瘤<sup>[17]</sup>、乳腺癌<sup>[19]</sup>、肝细胞癌<sup>[20]</sup>、肺癌<sup>[21]</sup>等领域。肿瘤细胞可以从原发肿瘤部位向瘤周区域进行迁移，这种迁移过程可以通过MRI检测形态学改变<sup>[22]</sup>。与肿瘤直接接触的组织可能会在组织学变化之前经历微观结构的改变<sup>[23]</sup>。本研究结果显示，T2WI瘤内及瘤周与ADC瘤内及瘤周的联合模型的诊断效能优于单独的瘤周模型和瘤内模型（ $ADC_{\text{瘤内}}AUC=0.794$ ， $T2WI_{\text{瘤内}}AUC=0.821$ ； $ADC_{\text{瘤周}}AUC=0.842$ ， $T2WI_{\text{瘤周}}AUC=0.851$ ； $ADC_{\text{瘤内+瘤周}}AUC=0.858$ ， $T2WI_{\text{瘤内+瘤周}}AUC=0.871$ ）。这表明，与单纯的瘤内特征相比，瘤周区域提供了补充信息，瘤内与瘤周的联合可以用来更好地评估EC的风险。

本研究影像组学模型的图像类型，除了原始图像外，还用到了小波转换（wavelet transform, WT）的图像。通过WT，图像被分为高频和低频信号，表示瘤内和瘤周区域<sup>[24]</sup>，增加了模型的纹理特征<sup>[25-26]</sup>。本研究模型特征包括一阶直方图特征（偏度、峰度、最小值）、二阶纹理特征〔灰度共生矩阵（gray-level co-occurrence matrix, GLCM）〕和形态学特征（最小轴长度）。偏度反映直方图分布的不对称性，对应着病变内结构异质性。峰度反映直方图分布的陡峭

程度，峰度越高在对应T2WI图像上表现为信号更不均匀，伴有更明显的瘤内出血、坏死。研究<sup>[27-28]</sup>表明，偏度、峰度，与LVSI、DMI及组织学分级、高危病理学类型有关。在理想状态下，ADC值越低，细胞越密集，病变的侵袭性越高。研究<sup>[29]</sup>表明，ADC最小值与EC的病理学分级相关。Lefebvre等<sup>[30]</sup>基于多参数MRI构建了影像组学模型，筛选出关于ADC图的组学特征表明，ADC图可有效地检测高级别EC的细胞异质性。GLCM通过计算图像或ROI内像素对的空间位置关系，统计不同灰度组合的出现频率，从而提高其纹理特征在识别肿瘤成分时的特异性<sup>[24]</sup>。此外，特征original\_shape\_LeastAxisLength同时从3个图像序列（ADC瘤内、T2WI瘤内和瘤周）中提取，研究<sup>[31-32]</sup>显示，该特征与淋巴结转移情况有关。因此，有必要从ADC图和T2WI图像中提取瘤内和瘤周影像组学特征，以预测EC患者的风险分层。

本研究表明，与影像组学模型（ $AUC_{\text{训练组}}=0.926$ ， $AUC_{\text{内部验证组}}=0.921$ ， $AUC_{\text{外部验证组}}=0.869$ ）和临床参数模型（ $AUC_{\text{训练组}}=0.850$ ， $AUC_{\text{内部验证组}}=0.846$ ， $AUC_{\text{外部验证组}}=0.771$ ）相比，影像组学列线图模型取得了最高的诊断效能（ $AUC_{\text{训练组}}=0.949$ ， $AUC_{\text{内部验证组}}=0.951$ ， $AUC_{\text{外部验证组}}=0.932$ ），与研究<sup>[33]</sup>相仿。Li等<sup>[22]</sup>结合临床参数和影像组学特征，预测EC的风险，结果表明联合模型可以改善预测结果。虽然影像组学模型和列线图模型的差异无统计学意义，但是临床模型与影像组学及列线图模型之间差异有统计学意义，表明联合模型能实现不同数据的互补，提高模型的预测效能。影像组学列线图有助于作出个性化的治疗决策，让临床医师了解EC患者的高风险概率。此外，校正曲线及决策曲线显示，影像组学列线图模型具有较高的准确度，取得最优净收益。

本研究有几个优势。首先，本影像组学列线图模型的参数在临床实践中容易获得。其次，我们的影像组学模型包括肿瘤内部及肿瘤周边的信息，具有更高的诊断效能。此外，本模型还设置了内部及外部验证，增强了模型稳定性和可重复

性。本研究也有一定的局限性。首先,这是一项双中心的回顾性研究,与其他多中心研究相比,可能导致选择偏倚。其次,本研究样本量较小,需扩大样本量进一步研究。再次,本研究未纳入增强扫描的影像组学信息,需要在今后的研究中纳入增强模型,进一步完善预测模型。

总之,本研究结合影像组学特征及临床特征,构建了一个基于瘤内及瘤周的影像组学列线图模型,有助于术前预测EC风险分层,具有良好的诊断效能及较好的稳定性。有助于EC患者术前手术方式的决策,使患者受益。

#### 第一作者:

邓颖 (ORCID: 0009-0004-7421-2070), 硕士, 主治医师。

#### 通信作者:

闫斌 (ORCID: 0000-0003-3075-923X), 博士, 主任医师, E-mail: yanbin3t2008@163.com。

#### 作者贡献声明:

邓颖: 数据收集及分析, 实施研究过程, 进行实验分析, 手稿撰写, 图表制作; 赵婷婷: 数据收集, 手稿修订; 戴强: 数据收集及分析, 参与手稿撰写; 王茵: 数据采集及数据收集, 分析数据; 郭小平: 课题构思, 手稿修订; 闫斌: 课题构思, 数据分析, 设计论文框架, 手稿修订。

## [参 考 文 献]

- [1] BRAY F, LAVERSANNE M, SUNG H, et al. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries [J]. *CA Cancer J Clin*, 2024, 74(3): 229–263.
- [2] MAKKER V, MACKAY H, RAY-COQUARD I, et al. Endometrial cancer [J]. *Nat Rev Dis Primers*, 2021, 7(1): 88.
- [3] CONCIN N, CREUTZBERG C L, VERGOTE I, et al. ESGO/ESTRO/ESP guidelines for the management of patients with endometrial carcinoma [J]. *Virchows Arch*, 2021, 478(2): 153–190.
- [4] COLOMBO N, CREUTZBERG C, AMANT F, et al. ESMO-ESGO-ESTRO consensus conference on endometrial cancer: diagnosis, treatment and follow-up [J]. *Ann Oncol*, 2016, 27(1): 16–41.
- [5] ABU-RUSTUM N, YASHAR C, AREND R, et al. Uterine neoplasms, version 1. 2023, NCCN clinical practice guidelines in oncology [J]. *J Natl Compr Canc Netw*, 2023, 21(2): 181–209.
- [6] KAKKAR C, GUPTA K, JAIN K, et al. Diagnostic accuracy of calculated tumor volumes and apparent diffusion coefficient values in predicting endometrial cancer grade [J]. *Int J Appl Basic Med Res*, 2022, 12(1): 37–42.
- [7] AVESANI G, BONATTI M, VENKATESAN A M, et al. *RadioGraphics* update: 2023 FIGO staging system for endometrial cancer [J]. *Radiographics*, 2024, 44(7): e240084.
- [8] MENENDEZ-SANTOS M, GONZALEZ-BAERGA C, TAHER D, et al. Endometrial cancer: 2023 revised FIGO staging system and the role of imaging [J]. *Cancers (Basel)*, 2024, 16(10): 1869.
- [9] YANG J, LIU Y, LIU X, et al. MRI-based intratumoral and peritumoral radiomics for assessing deep myometrial invasion in patients with early-stage endometrioid adenocarcinoma [J]. *Front Oncol*, 2024, 14: 1474427.
- [10] RUSSO L, BOTTAZZI S, KOCAK B, et al. Evaluating the quality of radiomics-based studies for endometrial cancer using RQS and METRICS tools [J]. *Eur Radiol*, 2025, 35(1): 202–214.
- [11] DI DONATO V, KONTOPANTELIS E, CUCCU I, et al. Magnetic resonance imaging-radiomics in endometrial cancer: a systematic review and meta-analysis [J]. *Int J Gynecol Cancer*, 2023, 33(7): 1070–1076.
- [12] YANG J, CAO Y Y, ZHOU F Z, et al. Combined deep-learning MRI-based radiomic models for preoperative risk classification of endometrial endometrioid adenocarcinoma [J]. *Front Oncol*, 2023, 13: 1231497.
- [13] CELLI V, GUERRERI M, PERNAZZA A, et al. MRI- and histologic-molecular-based radio-genomics nomogram for preoperative assessment of risk classes in endometrial cancer [J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(23): 5881.
- [14] YAN B, LI Z H, DENG Y, et al. A nomogram for preoperative risk stratification based on MRI morphological parameters in patients with endometrioid endometrial carcinoma [J]. *Eur J Radiol*, 2023, 163: 110789.
- [15] MAHESHWARI E, NOUGARET S, STEIN E B, et al. Update on MRI in evaluation and treatment of endometrial cancer [J]. *Radiographics*, 2022, 42(7): 2112–2130.
- [16] KELES D K, EVRIMLER S, MERD N, et al. Endometrial cancer: the role of MRI quantitative assessment in preoperative staging and risk stratification [J]. *Acta Radiol*, 2022, 63(8): 1126–1133.
- [17] TAN R, SUI C X, WANG C, et al. MRI-based intratumoral and peritumoral radiomics for preoperative prediction of glioma grade: a multicenter study [J]. *Front Oncol*, 2024, 14: 1401977.
- [18] HU Y L, CAI Z H, AIERKEN N, et al. Intra- and peri-tumoral radiomics based on dynamic contrast-enhanced MRI for prediction of benign disease in BI-RADS 4 breast lesions: a multicentre study [J]. *Radiat Oncol*, 2025, 20(1): 27.
- [19] WU P Q, GUO F L, WANG J, et al. Development and validation of a dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging-based habitat and peritumoral radiomic model to predict axillary lymph node metastasis in patients with breast cancer: a retrospective study [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2024, 14(12): 8211–8226.
- [20] YANG J W, DONG X, JIN S Z, et al. Radiomics model of

- dynamic contrast-enhanced MRI for evaluating vessels encapsulating tumor clusters and microvascular invasion in hepatocellular carcinoma [ J ] . Acad Radiol, 2025, 32(1): 146-156.
- [ 21 ] XU R, WANG K Y, PENG B, et al. Evaluating peritumoral and intratumoral radiomics signatures for predicting lymph node metastasis in surgically resectable non-small cell lung cancer [ J ] . Front Oncol, 2024, 14: 1427743.
- [ 22 ] LI S Y, WANG Y D, SUN Y Y, et al. Both intra- and peritumoral radiomics signatures can be used to predict lymphatic vascular space invasion and lymphatic metastasis positive status from endometrial cancer MR imaging [ J ] . Abdom Radiol (NY), 2024, 49(11): 4140-4150.
- [ 23 ] YAN R X, QIN S Y, XU J J, et al. A comparison of 2D and 3D magnetic resonance imaging-based intratumoral and peritumoral radiomics models for the prognostic prediction of endometrial cancer: a pilot study [ J ] . Cancer Imaging, 2024, 24(1): 100.
- [ 24 ] ZHOU J L, LU J H, GAO C, et al. Predicting the response to neoadjuvant chemotherapy for breast cancer: wavelet transforming radiomics in MRI [ J ] . BMC Cancer, 2020, 20(1): 100.
- [ 25 ] JIANG Z K, YIN J, HAN P L, et al. Wavelet transformation can enhance computed tomography texture features: a multicenter radiomics study for grade assessment of COVID-19 pulmonary lesions [ J ] . Quant Imaging Med Surg, 2022, 12(10): 4758-4770.
- [ 26 ] TANG V H, DUONG S T M, NGUYEN C D T, et al. Wavelet radiomics features from multiphase CT images for screening hepatocellular carcinoma: analysis and comparison [ J ] . Sci Rep, 2023, 13(1): 19559.
- [ 27 ] MA X L, SHEN M H, HE Y M, et al. The role of volumetric ADC histogram analysis in preoperatively evaluating the tumour subtype and grade of endometrial cancer [ J ] . Eur J Radiol, 2021, 140: 109745.
- [ 28 ] CHEN J Y, GU H L, FAN W M, et al. MRI-based radiomic model for preoperative risk stratification in stage I endometrial cancer [ J ] . J Cancer, 2021, 12(3): 726-734.
- [ 29 ] 邓颖, 戴强, 王茵, 等. 肿瘤全域表观弥散系数诺模图诊断高级别子宫内膜癌的价值 [ J ] . 现代肿瘤医学, 2023, 31(18): 3473-3480.
- DENG Y, DAI Q, WANG Y, et al. Value of whole tumor volume ADC nomogram in diagnosing high-grade endometrial carcinoma [ J ] . J Mod Oncol, 2023, 31(18): 3473-3480.
- [ 30 ] LEFEBVRE T L, UENO Y, DOHAN A, et al. Development and validation of multiparametric MRI-based radiomics models for preoperative risk stratification of endometrial cancer [ J ] . Radiology, 2022, 305(2): 375-386.
- [ 31 ] YAN B, ZHAO T T, DENG Y, et al. Preoperative prediction of lymph node metastasis in endometrial cancer patients via an intratumoral and peritumoral multiparameter MRI radiomics nomogram [ J ] . Front Oncol, 2024, 14: 1472892.
- [ 32 ] YAN B C, LI Y, MA F H, et al. Radiologists with MRI-based radiomics aids to predict the pelvic lymph node metastasis in endometrial cancer: a multicenter study [ J ] . Eur Radiol, 2021, 31(1): 411-422.
- [ 33 ] 马晓亮, 沈敏花, 马凤华, 等. 多参数MRI组学列线图模型预测子宫内膜样腺癌淋巴血管间隙侵犯 [ J ] . 复旦学报(医学版), 2024, 51(3): 306-314.
- MA X L, SHEN M H, MA F H, et al. Multi-parametric MRI radiomics-based nomogram model for predicting the lymphovascular space invasion of endometrial endometrioid adenocarcinoma [ J ] . Fudan Univ J Med Sci, 2024, 51(3): 306-314.

(收稿日期: 2025-04-01 修回日期: 2025-06-23)