



· 论 著 ·

基于多参数MRI影像组学融合模型预测口咽鳞状细胞癌隐匿性颈部淋巴结转移

颜慧敏¹, 袁 瑛², 陶晓峰¹

1. 上海交通大学医学院附属第九人民医院放射科, 上海 200011;
2. 上海交通大学医学院附属第九人民医院核医学科, 上海 200011

[摘要] 目的: 构建基于多参数磁共振成像 (multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI) 影像组学融合模型对口咽鳞状细胞癌 (oropharyngeal squamous cell carcinoma, OPSCC) 患者隐匿性颈部淋巴结转移 (occult cervical lymph node metastasis, OCLNM) 进行预测, 并检验模型的效能。方法: 回顾并收集2018年1月—2025年8月上海交通大学医学院附属第九人民医院经术后病理学检查证实颈部淋巴结状态的OPSCC患者, 按7:3随机分组, 在术前mpMRI序列 [包括T2加权脂肪抑制序列 (T2-weighted fat-suppressed sequence, T2WI-FS)、对比增强T1加权成像序列 (contrast-enhanced T1-weighted imaging, CE-T1WI) 以及弥散加权成像 (diffusion-weighted imaging, DWI)] 图像中勾画感兴趣区 (region of interest, ROI) 并提取影像组学特征。采用最小绝对收缩与选择算子 (the least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 回归分析具有OCLNM预测价值的特征。基于筛选特征构建OCLNM预测模型, 通过曲线下面积 (area under the curve, AUC)、决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 评估模型效能与临床适用性。结果: 共收集151例OPSCC患者, 训练集105例, 验证集46例。性别为男性、肿瘤原发于扁桃体是OPSCC患者发生颈部淋巴结转移的独立危险因素 ($P<0.05$)。融合3种序列特征的多参数模型具有最优性能, 在训练集中, 融合模型的AUC为0.860 (95% CI 0.788~0.931), 为各模型中最高; 在验证集中, 融合模型的AUC为0.808 (95% CI 0.661~0.955)。结论: 基于多参数MRI影像组学融合模型可以有效地预测OPSCC患者术前OCLNM的可能。

[关键词] 口咽鳞状细胞癌; 颈部淋巴结转移; 影像组学; 多参数; 磁共振成像

中图分类号: R739.63; R445.2 文献标志码: A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2026.04.004

基金项目: 国家自然科学基金项目 (82530068); 上海市卫生健康委员会卫生行业临床专项 (202340133)。

利益冲突: 作者声明无利益冲突。

伦理批件: SH9H-2024-T487-1

知情同意: 豁免。

IIT备案: 豁免。

引用本文: 颜慧敏, 袁瑛, 陶晓峰. 基于多参数MRI影像组学融合模型预测口咽鳞状细胞癌隐匿性颈部淋巴结转移[J]. 肿瘤影像学, 2026, 35(4): 477-486.

Funding: National Natural Science Foundation of China Project (82530068); Shanghai Municipal Health Commission Health Industry Clinical Special Project (202340133).

Conflicts of interest: Authors declare no conflicts of interest.

Ethical approval: SH9H-2024-T487-1.

Informed consent: Exemption.

IIT registration: Exemption.

Cite this article: Yan H M, Yuan Y, Tao X F. Radiomics fusion models based on multiparametric MRI for predicting occult cervical lymph node metastasis in patients with oropharyngeal squamous cell carcinoma [J]. Oncoradiology, 2026, 35(4): 477-486.

Radiomics fusion models based on multiparametric MRI for predicting occult cervical lymph node metastasis in patients with oropharyngeal squamous cell carcinoma YAN Huimin¹, YUAN Ying², TAO Xiaofeng¹ (1. Department of Radiology, Shanghai Ninth People's Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200011, China; 2. Department of Nuclear Medicine, Shanghai Ninth People's Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200011, China)

Correspondence to: TAO Xiaofeng E-mail: cjr.taofeng@vip.163.com

[Abstract] Objective: To construct a fusion model based on multiparametric magnetic resonance imaging (mpMRI) radiomics for predicting occult cervical lymph node metastasis (OCLNM) in patients with oropharyngeal squamous cell carcinoma (OPSCC), and validate the diagnostic performance of the model. **Methods:** This study retrospectively enrolled patients with OPSCC who had

pathologically confirmed cervical lymph node status after surgery at the Ninth People's Hospital Affiliated to Shanghai Jiao Tong University School of Medicine from January 2018 to August 2025. The patients were randomly divided into training and validation sets at a 7:3 ratio. Regions of interest (ROIs) were delineated and radiomic features were extracted from preoperative mpMRI sequences, including T2-weighted fat-suppressed sequence (T2WI-FS), contrast-enhanced T1-weighted imaging (CE-T1WI), and diffusion-weighted imaging (DWI). The least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression analysis was used to screen features with predictive value for OCLNM. An OCLNM prediction model was constructed based on the selected features, and the model performance and clinical applicability were evaluated using the area under the curve (AUC) and decision curve analysis (DCA). **Results:** A total of 151 patients with OPSCC were enrolled, including 105 cases in the validation set and 46 cases in the training set. Male gender and tumor originating in the tonsils were independent risk factors for cervical lymph node metastasis in OPSCC patients ($P<0.05$). The multiparameter model integrating three sequence features achieved the optimal performance. In the training set, the integrated model yielded the highest AUC of 0.860 (95% CI 0.788-0.931) among all models; in the validation set, the AUC of the integrated model was 0.808 (95% CI 0.661-0.955). **Conclusion:** A mpMRI-based radiomics fusion model can effectively predict the risk of preoperative OCLNM in patients with OPSCC.

[Key words] Oropharyngeal squamous cell carcinoma; Cervical lymph node status; Radiomics; Multi-parameter; Magnetic resonance imaging

口咽鳞状细胞癌 (oropharyngeal squamous cell carcinoma, OPSCC) 作为头颈部鳞状细胞癌常见亚型之一, 在当前中国头颈部肿瘤领域广受关注。隐匿性颈部淋巴结转移 (occult cervical lymph node metastasis, OCLNM) 是指术前临床及影像学检查均未发现转移征象, 但术后病理学检查证实存在的 LNM, 是影响口咽癌患者预后和治疗决策的关键因素, 临床早期 (cT1-T2N0) 口咽癌患者 OCLNM 发生率可达 30%^[1]。然而针对这类患者的治疗方案存在较大争议, 一方面, 选择性颈部淋巴结清扫的手术方案会给患者带来功能障碍、生活质量下降, 甚至死亡的风险^[2]; 另一方面, 密切的随访复查会给患者带来心理及经济压力, 同样不容忽视。因此, 准确识别 OPSCC 患者术前颈部淋巴结状态对治疗方案的选择以及患者预后预测至关重要。

目前 OPSCC 患者术前识别淋巴结状态的检查主要为计算机体层成像 (computed tomography, CT)、磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI)、超声 (ultrasonography, US)、正电子发射体层成像 (positron emission tomography, PET) 等无创性影像学检查^[3], CT、MRI、US 检查主要关注淋巴结的形态学特征, 如大小、囊变坏死等, 并不能明确诊断 OCLNM, 易导致漏诊, 而 PET/CT 在转移灶较小时容易产生假阴性结果^[4-5]。此外, CT/US 引导下的前哨淋巴结活检 (sentinel lymph node

biopsy, SLNB) 被证实对 LNM 诊断具有良好的应用价值^[6], 然而, 由于假阳性率较高, 采用 SLNB 对早期 OPSCC 患者行择期颈清扫术仍存在争议^[7]。因此, 目前尚缺乏对 OCLNM 有效且可靠的诊断方法。

影像组学是一种能够高通量地提取影像图像中的定量信息, 并转化为影像组学特征进行分析的新兴技术, 再结合机器学习等模型构建方法, 实现对疾病的无创、定量、客观评估, 并为临床决策提供指导。MRI 是一种术前无创性影像学检查, 相较 CT 以及 US 检查, 具有高空间分辨率以及优越的软组织分辨率, 但既往多数研究仅利用 CT 增强^[8]或常规 MRI 序列图像^[9]分析以及建立单序列特征深度学习模型对头颈部鳞癌的颈部 LNM 进行判别。本研究拟将多参数磁共振成像 (multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI) 与影像组学结合, 构建多参数融合模型对 OPSCC 的 OCLNM 进行准确的预测, 以进一步提高预测效能。

1 资料和方法

1.1 一般资料

回顾性地收集并分析了 2018 年 1 月—2025 年 8 月上海交通大学医学院附属第九人民医院经病理学检查确诊淋巴结状态的 OPSCC 患者的影像学检查及临床资料。纳入标准: ① 年龄大于 18

岁；②经病理学检查证实的、未曾治疗的OPSCC患者，并已进行根治性切除；③术前接受多参数MRI扫描检查[包括T2加权脂肪抑制序列(T2-weighted fat-suppressed sequence, T2WI-FS)、对比增强T1加权成像序列(contrast-enhanced T1-weighted imaging, CE-T1WI)以及弥散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)]，影像学资料完整；④均进行颈部淋巴结清扫，并经病理学检查确认区域淋巴结状态；⑤所有患者在术前无淋巴结受累的临床证据，影像学阴性判定标准为淋巴结短径<10 mm，无中心性坏死、无包膜外侵犯、无淋巴结融合征象；所有患者均行双侧颈部Ⅰ~Ⅶ区淋巴结清扫术，病理学检查报告中颈部淋巴结分区以及是否转移与术前MRI扫描的淋巴结分区一一对应。排除标准：①其他恶性肿瘤，如腺样囊性癌；②MRI图像不完整或成像质量差；③既往接受过颈淋巴结清扫术或非手术治疗；④有其他转移性疾病的患者。

本研究遵守《赫尔辛基宣言》，并通过上海交通大学医学院附属第九人民医院临床科研伦理委员会批准，免除受试者的知情同意（批准文号：SH9H-2024-T487-1）；在评估之前，对患者信息进行匿名化和去识别处理。

1.2 MRI检查设备及检查方法

所有MRI检查均采用荷兰Philips公司的Ingenia 3.0 T超导磁共振扫描仪，配备16通道头颈联合线圈。患者取仰卧位；扫描范围上至颅底，下至锁骨上窝；覆盖鼻咽、口咽、下咽及双侧颈部Ⅰ~Ⅶ区淋巴引流区。

常规行T2WI-FS、T1WI、DWI序列扫描，经手背静脉以2.0~3.0 mL/s流率注射0.1 mmol/kg钆喷酸葡胺（德国拜耳先灵公司）后，推注20 mL生理盐水冲管，注入对比剂后采集CE-T1WI序列，扫描层厚3.0 mm，层间距0.5~1.0 mm，视野220~240 mm×220~240 mm，矩阵不低于256×256。

1.3 影像组学分析

1.3.1 图像处理及分割

所有符合纳入标准的患者影像学图像从影像存储与传输系统（picture archiving and communication

system, PACS）工作站导出为DICOM格式，由2名放射科医师（分别具有2年和10年颌面影像判读经验）在对临床结果双盲的情况下勾画感兴趣区(region of interest, ROI)。首先由2年颌面影像诊断经验放射科医师使用开源软件3D Slicer（版本5.10.0, <https://www.slicer.org/>）在病灶绘制ROI三维图，勾画范围严格遵循肿瘤实际边界，避开正常黏膜、血管、肌肉及坏死囊变区域，并记录病灶的形态学特征，包括病灶的位置、最大直径、瘤内是否囊变坏死、病灶边界是否清晰、增强后强化是否均匀，然后由具有10年颌面影像诊断经验的放射科医师确认ROI，当2名医师的意见出现分歧时，通过讨论协商达成共识。

收集并记录符合纳入标准患者的临床信息，包括性别、年龄、病理学检查报告等。

1.3.2 影像组学特征提取

使用PyRadiomics开源Python软件包（版本3.7.12, <https://pyradiomics.readthedocs.io>）进行影像组学特征提取，提取范围包括T2WI-FS、DWI、CE-T1WI，提取特征类型包括形态学特征、一阶灰度特征、纹理特征等，其中形态学特征用于描述肿瘤的大小、形状及空间分布，一阶灰度特征用于反映肿瘤区域内灰度值的统计分布特征，纹理特征用于表征肿瘤内部灰度值的空间变化规律，包括灰度游程矩阵(gray level run length matrix, GLRLM)、灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)、灰度依赖矩阵特征(gray level dependence matrix, GLDM)、邻域灰度差矩阵特征(neighborhood gray tone difference matrix, NGTDM)和灰度区域大小矩阵(gray level size zone matrix, GLSZM)。

在特征提取之前，对所有图片灰度值进行归一化处理。同时，使用PyRadiomics对图像采用固定值进行灰度离散化处理，由于勾画的图像是3D形式，首先进行N4偏置场校准，以消除不同扫描时间所造成的图像差异，随后进行重采样处理，将分辨率重采样为1 mm×1 mm×5 mm。每个序列先单独提取1 197个特征，对于3个序列的特征联合，采用前融合的方式，先将所有特征进行拼接，再重新降维和筛选。

1.3.3 影像组学特征筛选

使用Z-score方法对所提取的特征进行标准化处理,然后进行了 t 检验以评估这些特征的统计学显著性,仅保留 $P<0.05$ 的特征。为了减轻共线性问题,并且去除冗余特征,使用皮尔逊相关系数来检查特征之间的相关性,对于相关系数大于0.8的特征对,剔除其中1个特征。最后,在10折交叉验证的框架内,通过最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归分析进一步优化特征集,以确定最优的正则化参数 λ ,从而有效地将特征集精简为最具预测性和信息价值的特征。

1.3.4 影像组学模型构建

在完成特征筛选后,利用逻辑回归算法构建影像组学模型,我们设计了临床模型、单序列影像特征以及3个序列的联合模型的对比实验,采用10折交叉验证法在训练集上训练这些模型,并通过受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线下的面积(area under the curve, AUC)对各模型性能进行定量评估,而后在验证集中评估模型的诊断效能。利用校准曲线对模型的校准情况进行了分析,并用Hosmer-Lemeshow拟合优度检验来验证其可靠性。此外,采用决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)来评估预测模型的临床实用性。

1.4 统计学处理

采用SPSS 21.0软件进行统计学分析,采用Shapiro-Wilk检验对计量资料进行正态性检验,符合正态分布的计量资料以 $\bar{x}\pm s$ 表示,采用独立样本 t 检验;不符合正态分布的计量资料采用Mann-Whitney U 检验。计数资料则以 $n(\%)$ 表示,分类变量采用 χ^2 检验或Fisher精确概率检验, $P<0.05$ 为差异有统计学意义。通过绘制ROC曲线、校准曲线及DCA曲线以评估模型的性能,计算AUC。

2 结 果

2.1 患者临床资料及影像学特征

本研究初始筛查2018年1月—2025年8月上海交通大学医学院附属第九人民医院收治的OPSCC患者217例,排除其他病理学类型23例、MRI资料不完整18例、既往接受过治疗15例、有远处转移10例,最终纳入151例患者,其中LNM阳性100例,阴性51例;年龄27~82岁。患者按病理学检查结果分为LNM阳性组及LNM阴性组,并按7:3随机分配到训练集和验证集(图1、2)。在训练集中,LNM阳性患者66例,平均年龄(58.94 ± 9.38)岁;LNM阴性患者39例,平均年龄(61.18 ± 11.43)岁。在验证集中,LNM阳性患者33例,平均年龄(61.15 ± 11.01)岁,LNM阴性患者13例,平均年龄(58.38 ± 17.12)岁。各组临床及影像学特征差异在两组之间差异均无统计学意义($P>0.05$,表1)。

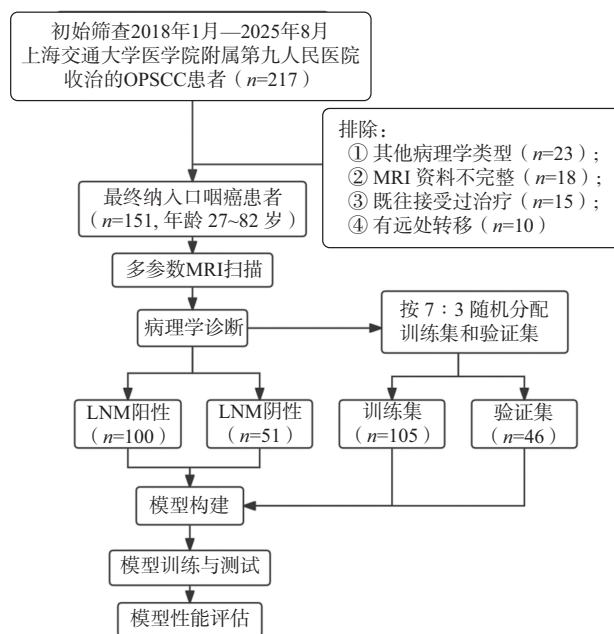


图1 研究设计流程图

Fig.1 Flow chart of research design

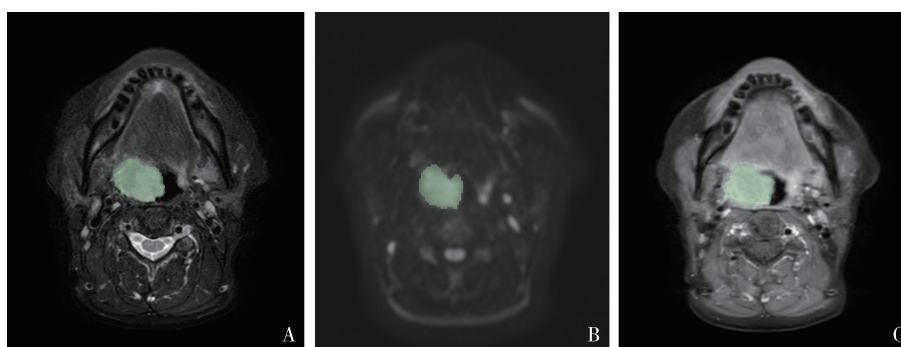


图2 OPSCC患者(58岁,女性)MRI影像和勾画的ROI

Fig.2 MRI images and outlined ROIs of patients with OPSCC (female, 58 years old)

A: T2WI-FS影像及ROI; B: DWI-MRI影像及ROI; C: CE-T1WI影像及ROI。

表1 LNM阳性及LNM阴性患者的临床及影像学特征比较

Tab.1 Comparison of clinical and imaging characteristics between LNM-positive and LNM-negative OPSCC patients

特征	训练集 (n=105)				验证集 (n=46)			
	LNM 阴性	LNM 阳性	$t/\chi^2/Z$ 值	P 值	LNM 阴性	LNM 阳性	$t/\chi^2/Z$ 值	P 值
年龄/岁	61.18±11.43	58.94±9.38	1.088	0.279	58.38±17.12	61.15±11.01	0.652	0.518
性别			2.430	0.119			0.623	0.430
男性	26 (68.42)	56 (83.58)			9 (69.23)	28 (84.85)		
女性	12 (31.58)	11 (16.42)			4 (30.77)	5 (15.15)		
肿瘤最大直径/cm	2.86±1.02	3.18±1.21	1.070	0.287	2.98±1.41	3.17±1.46	0.400	0.691
临床T分期			1.593	0.661			0.819	0.664
1	7 (18.42)	13 (19.40)			4 (30.77)	10 (30.30)		
2	24 (63.16)	37 (55.22)			7 (53.85)	14 (42.42)		
3	7 (18.42)	15 (22.39)			2 (15.38)	9 (27.27)		
4	0 (0)	2 (2.99)			0	0		
肿瘤部位*								
舌根	31 (78.81)	44 (57.90)	2.281	0.131	8 (57.14)	19 (51.35)	0.000	1.000
扁桃体	4 (9.52)	17 (22.37)	2.471	0.116	2 (14.29)	8 (21.62)	0.067	0.796
口咽侧壁	6 (14.29)	11 (14.47)	0.000	1.000	3 (21.43)	8 (21.62)	0.000	1.000
软腭	1 (2.38)	4 (5.26)	0.087	0.768	1 (7.14)	2 (5.41)	0.000	1.000
肿瘤囊变坏死			0.102	0.750			0.000	1.000
有	35 (92.11)	59 (88.06)			12 (92.31)	31 (93.94)		
无	3 (7.89)	8 (11.94)			1 (7.69)	2 (6.06)		
肿瘤边界清晰			0.000	1.000			0.000	1.000
有	17 (44.74)	30 (44.78)			8 (61.54)	22 (66.67)		
无	21 (55.26)	37 (55.22)			5 (38.46)	11 (33.33)		
肿瘤强化均匀			0.008	0.928			2.317	0.128
有	8 (21.05)	16 (23.88)			0 (0)	8 (24.24)		
无	30 (78.95)	51 (76.12)			13 (100.00)	25 (75.76)		

*: 肿瘤部位计数为病灶数。

2.2 单因素、多因素回归分析

单因素回归分析结果显示, 年龄、性别、临床T分期、肿瘤原发于扁桃体与OPSCC患者颈部LNM的发生存在显著统计学相关性

($P<0.05$), 这表明年龄越大、性别为男性、临床T分期越高、肿瘤原发于扁桃体的患者, LNM的风险相对较高。肿瘤原发于舌根、口咽侧壁、软腭, 以及肿瘤囊变坏死、

边界清晰、强化均匀等影像学特征, 在单因素分析中没有表现出与LNM的统计学相关性 ($P>0.05$)。

多因素回归分析校正混杂因素后结果显示, 性别为男性、肿瘤原发于扁桃体是OPSCC患者发生颈部LNM的独立危险因素 ($P<0.05$)。其中, 男性患者发生LNM的独立风险为女性的2.918倍 (OR=2.918, 95% CI 1.237~6.876, $P=$

0.040); 肿瘤原发于扁桃体的患者, LNM的独立风险为其他部位患者的3.379倍 (OR=3.379, 95% CI 1.220~9.356, $P=0.049$)。年龄、临床T分期在多因素校正后, 没有表现出对LNM的独立预测价值, 结果详见表2。多因素模型纳入4个预测因子, EPV=25, 满足EPV $\geq$ 10的临床预测模型样本量要求, 检验效能达80%。

表2 OPSCC患者的临床、影像学特征逻辑回归分析

Tab.2 Logistic regression analysis of clinical and imaging characteristics of OPSCC patients

特征	单因素 logistic 回归分析		多因素 logistic 回归分析	
	OR (95% CI)	P值	OR (95% CI)	P值
年龄	1.009 (1.003~1.014)	0.010	0.980 (0.961~0.999)	0.088
性别	2.154 (1.458~3.184)	0.001	2.918 (1.237~6.876)	0.040
临床T分期	1.309 (1.119~1.531)	0.005	0.609 (0.223~1.664)	0.417
肿瘤部位				
舌根	1.419 (0.966~2.088)	0.135	—	—
扁桃体	4.250 (1.704~10.602)	0.009	3.379 (1.220~9.356)	0.049
口咽侧壁	1.833 (0.795~4.225)	0.232	—	—
软腭	4.000 (0.636~25.154)	0.215	—	—
肿瘤囊变坏死	2.667 (0.875~8.117)	0.147	—	—
肿瘤边界清晰	1.765 (1.071~2.907)	0.061	—	—
肿瘤强化均匀	2.000 (0.981~4.076)	0.109	—	—

2.3 影像组学

2.3.1 特征筛选

采用LASSO logistic回归, 对提取的多参数MRI影像组学特征进行降维与关键特征筛选, 以10倍交叉验证确定最优正则化参数 λ 。结果显示, 随 λ 值增大, 多数影像组学特征的回归系数被逐步压缩至0 (图3A); 结合10倍交叉验证的均方误差结果, 最终选取 $\lambda=0.0518$ 为最优正则化参数, 共筛选出12个非零系数的影像组学特征, 特征分别来自T2WI-FS、DWI、CE-T1WI, 各特征的回归系数大小与方向见图3B、C。

2.3.2 预测模型的构建及验证

基于筛选后的影像组学特征, 分别构建T2WI-FS、DWI、CE-T1WI单序列影像组学模型; 结合前期筛选的临床独立影响因素构建临床模型, 最终整合临床特征与多参数MRI核心影像

组学特征, 构建OPSCC OCLNM转移的融合模型。采用ROC曲线评价各模型的预测能力, 结果见表3、图4。

在训练集中, 融合模型对OPSCC OCLNM的预测区分度最优, AUC为0.860 (95% CI 0.788~0.931), 显著高于DWI (AUC=0.741, 95% CI 0.646~0.835)、CE-T1WI (AUC=0.789, 95% CI 0.694~0.884)、T2WI-FS (AUC=0.683, 95% CI 0.578~0.789)单序列影像组学模型, 同时优于临床模型 (AUC=0.677, 95% CI 0.585~0.769)。并且, 融合模型的准确度为0.829、特异度为0.875、阳性预测值为0.912、阴性预测值为0.729均为各模型中最高, 仅灵敏度为0.800略低于临床模型的0.892, 因此, 融合模型的预测性能最优。

同样, 在验证集中, 融合模型有良好的预测性能, AUC为0.808 (95% CI 0.661~0.955), 仍高于

其余4个模型；其余单序列模型与临床模型的AUC都有不同程度的下降，其中临床模型AUC降至0.614（95% CI 0.403~0.825）。融合模型在验证集中的准

确度、灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值分别为0.792、0.788、0.800、0.897、0.632，整体性能仍优于其余模型。

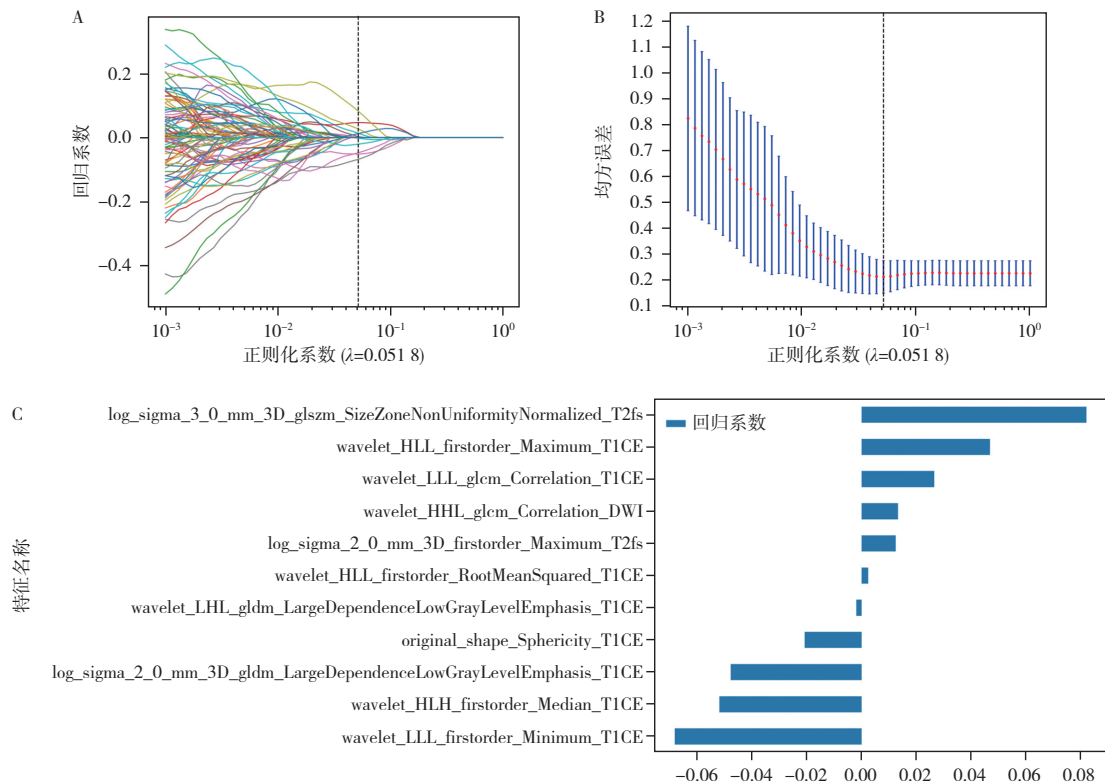


图3 LASSO回归特征筛选结果

Fig.3 LASSO regression feature selection results

A: LASSO回归特征系数路径图; B: 10倍交叉验证最优λ值选择; C: 筛选后核心影像组学特征的回归系数条形图。

表3 各预测模型在训练集与验证集中的效能比较

Tab.3 Comparison of performance of various prediction models on training and validation sets									
队列	特征	准确度	AUC	95% CI	灵敏度	特异度	阳性预测值	阴性预测值	精确度
训练集	T2WI-FS	0.667	0.683	0.578~0.789	0.631	0.725	0.788	0.547	0.788
	DWI	0.676	0.741	0.646~0.835	0.554	0.875	0.878	0.547	0.878
	CE-T1WI	0.762	0.789	0.694~0.884	0.769	0.750	0.833	0.667	0.833
	临床	0.686	0.677	0.585~0.769	0.892	0.350	0.690	0.667	0.690
	融合	0.829	0.860	0.788~0.931	0.800	0.875	0.912	0.729	0.912
验证集	T2WI-FS	0.812	0.638	0.433~0.844	0.970	0.467	0.800	0.875	0.800
	DWI	0.583	0.709	0.561~0.857	0.394	1.000	1.000	0.429	1.000
	CE-T1WI	0.625	0.745	0.593~0.899	0.485	0.933	0.941	0.452	0.941
	临床	0.792	0.614	0.403~0.825	0.939	0.467	0.795	0.778	0.795
	融合	0.792	0.808	0.661~0.955	0.788	0.800	0.897	0.632	0.897

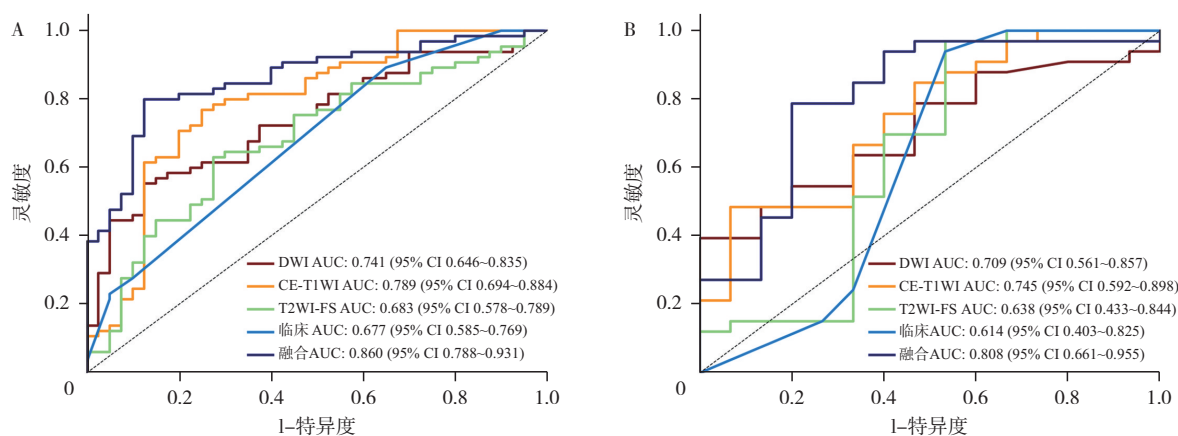


图4 各模型预测OPSCC患者OCLNM的ROC曲线

Fig. 4 ROC curves of models for predicting OCLNM in OPSCC patients

A: 训练集; B: 验证集。

2.3.3 模型的校准度以及临床应用价值评价

采用校准曲线评价各模型的预测概率与OPSCC患者OCLNM实际发生率的一致性(图5)。在训练集和验证集中,融合模型的校准曲线与理想对角线贴合度最佳,预测概率与实际转移发生率的一致性最优,证实融合模型的预测结果具有良好的稳定性与可靠性。

结果显示,训练集融合模型的校准斜率为0.92, Hosmer-Lemeshow 检验 $P=0.682$; 验证集融合模型的校准斜率为0.87, Hosmer-Lemeshow

检验 $P=0.547$, 提示模型预测概率与实际风险匹配度良好,校准度满意。决策曲线分析(图6)显示,无论训练集与验证集,融合模型在较宽的阈值概率范围内均具有最高的净获益,优于DWI、CE-T1WI、T2WI-FS单影像序列模型及单纯临床模型,提示融合模型可实现更大的临床获益。综上所述,构建的多参数MRI影像组学融合模型对OPSCC患者OCLNM预测具有最佳效能,有助于作出更优的个性化临床决策,改善患者预后。

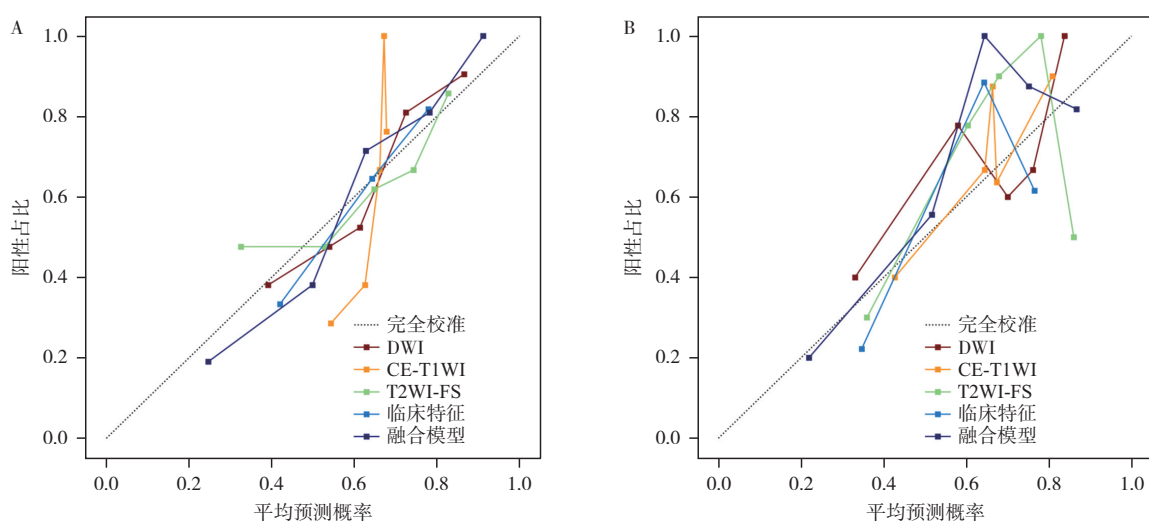


图5 各模型预测OPSCC患者OCLNM的校准曲线

Fig.5 The calibration curves of models for predicting OCLNM in OPSCC patients

A: 训练集; B: 验证集。

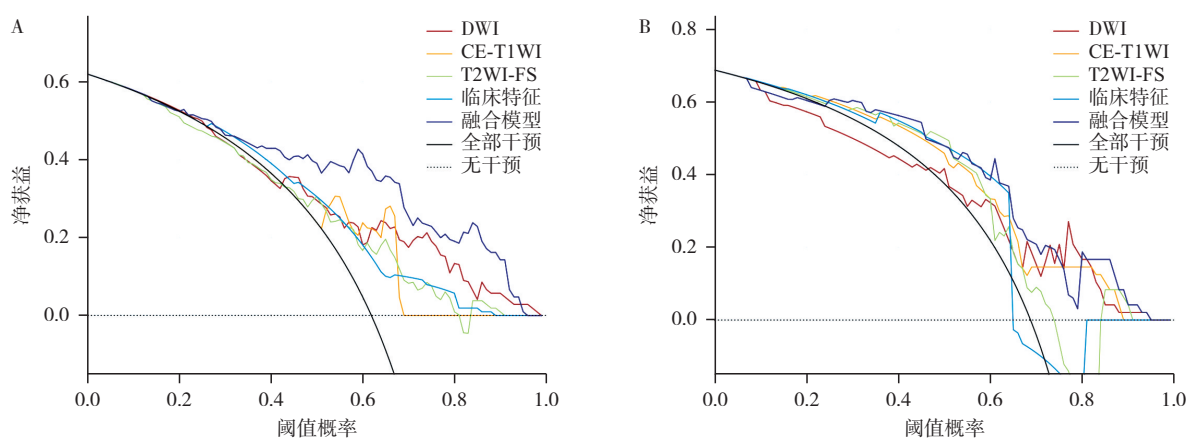


图6 各模型预测OPSCC OCLNM的DCA曲线

Fig.6 DCA curves of models for predicting OCLNM in OPSCC patients

A: 训练集; B: 验证集。

3 讨 论

在早期头颈部鳞状细胞癌患者的诊疗过程中, 是否存在OCLNM, 是否有实施颈部淋巴结清扫术的必要性, 以及确认局部晚期癌症的淋巴结清扫类型与范围, 是头颈部恶性肿瘤手术中必须解决的难题^[10]。本研究基于多参数MRI构建影像组学融合临床特征的预测模型, 结果显示融合模型在训练集与验证集中的AUC分别达0.860、0.808, 诊断效能、校准度与临床净获益均显著优于单序列影像组学模型及单纯的临床模型, 可为OPSCC OCLNM的术前无创预测提供可靠参考。

在临床实践中, 许多影像组学模型已成功地用于评估结直肠癌^[11-12]、乳腺癌^[13-14]和膀胱癌^[15]的LNM状态, Ren等^[16]通过55例早期舌鳞状细胞癌患者原发肿瘤的影像组学特征来预测OCLNM, AUC为0.87, 准确度为0.82, 具有较高的预测效能。近年来, 许多学者研究了口咽癌LNM与原发病灶的影像学及临床病理学特征之间的相关性, 但多聚焦于单一MRI序列的影像组学特征或单纯的临床指标, 存在信息维度单一、模型泛化能力不足的局限。如Lan等^[9]研究构建的单序列MRI影像组学模型, 虽在训练集中取得了较好的效果, 但在验证集中AUC出现明显下降, 与本研究单序列模型的表现趋势一致。最近也有学者构建了多维度融合模型对头颈癌

LNM进行预测, 并且验证了模型的有效性, 相较传统影像组学及单一模型具有更优性能, 如Li等^[17]在研究中构建了基于2D特征、增强影像组学(C-radiomics)、瘤内异质性影像组学(ITH-radiomics)以及临床数据的后期决策的融合模型在预测头颈癌颈部LNM中具有优势。

本研究存在一定的局限性。首先研究为单中心回顾性研究, 样本量有限; 其次, ROI勾画存在一定的主观性, 可能引入测量误差; 再者, 虽采用LASSO回归和10折交叉验证减少过拟合风险, 但单中心研究仍存在一定的过拟合可能; 同时, 缺少多中心外部验证, 模型的外推性仍需进一步拓展; 最后, 第8版的AJCC分期体系^[18]对人乳头状瘤病毒(human papilloma virus, HPV)相关的口咽癌在分期与患者预后定义上作出了重要区分, 明确将HPV阳性与HPV阴性的OPSCC视为具有不同生物学特征和预后模式的两类疾病^[19]; 在临床实践中, HPV状态不仅影响分期体系的应用, 也对放疗剂量、颈部淋巴结处理范围以及保守治疗策略的选择产生直接影响^[20], HPV阳性患者更易发生颈部LNM, 但预后相对更好。

未来可进一步研究, 包括扩大样本量并纳入HPV感染状态、吸烟史、饮酒史等重要的临床病理学因素, 构建多维度融合模型, 进一步提高预测效能; 其次, 开展分层分析, 明确模型在HPV阳性与阴性口咽癌患者中的预测价值差异, 为不同亚型患者提供更精准的个体化决策支持。

综上, 本研究构建的多参数MRI影像组学融合模型, 可在术前有效地预测 OPSCC 患者的 OCLNM 风险, 相较传统单序列模型与临床评估具有更优的预测效能, 可为临床个体化治疗方案的制订提供无创、客观的参考依据。

第一作者:

颜慧敏 (ORCID: 0009-0007-5410-2378), 在读硕士。

通信作者:

陶晓峰 (ORCID: 0000-0002-8472-0456), 博士研究生导师, 主任医师, E-mail: cjr.taoxiaofeng@vip.163.com。

作者贡献声明:

颜慧敏: 数据资料收集, 数据统计分析, 论文撰写; 袁瑛: 论文指导; 陶晓峰: 论文设计与指导。

[参 考 文 献]

- [1] Greenberg J S, El Naggar A K, Mo V, et al. Disparity in pathologic and clinical lymph node staging in oral tongue carcinoma. Implication for therapeutic decision making[J]. *Cancer*, 2003, 98(3): 508–515.
- [2] Acevedo J R, Fero K E, Wilson B, et al. Cost-effectiveness analysis of elective neck dissection in patients with clinically node-negative oral cavity cancer[J]. *J Clin Oncol*, 2016, 34(32): 3886–3891.
- [3] Park J T, Roh J L, Kim J S, et al. ¹⁸F FDG PET/CT versus CT/MR imaging and the prognostic value of contralateral neck metastases in patients with head and neck squamous cell carcinoma [J]. *Radiology*, 2016, 279(2): 481–491.
- [4] Yamazaki Y, Saitoh M, Notani K I, et al. Assessment of cervical lymph node metastases using FDG-PET in patients with head and neck cancer[J]. *Ann Nucl Med*, 2008, 22(3): 177–184.
- [5] Shin N Y, Lee J H, Kang W J, et al. Clinical usefulness of ¹⁸F FDG PET-CT and CT/MRI for detecting nodal metastasis in patients with hypopharyngeal squamous cell carcinoma [J]. *Ann Surg Oncol*, 2015, 22(3): 994–999.
- [6] Faisal M, Abu Bakar M, Sarwar A, et al. Depth of invasion (DOI) as a predictor of cervical nodal metastasis and local recurrence in early stage squamous cell carcinoma of oral tongue (ESSCOT)[J]. *PLoS One*, 2018, 13(8): e0202632.
- [7] Jang S S, Davis M E, Vera D R, et al. Role of sentinel lymph node biopsy for oral squamous cell carcinoma: Current evidence and future challenges[J]. *Head Neck*, 2023, 45(1): 251–265.
- [8] 苏潇, 吴超逸, 常峰, 等. 基于深度学习的口腔鳞状细胞癌CT增强图像中颈部转移淋巴结自动检测模型的建立及临床应用研究[J]. *肿瘤影像学*, 2023, 32(1): 20–25.
Su X, Wu C Y, Chang F, et al. Establishment and clinical application of automatic detection model of cervical lymph node metastasis in contrast-enhanced CT images of oral squamous cell carcinoma based on deep learning[J]. *Oncoradiology*, 2023, 32(1): 20–25.
- [9] Lan T J, Kuang S J, Liang P S, et al. MRI-based deep learning and radiomics for prediction of occult cervical lymph node metastasis and prognosis in early-stage oral and oropharyngeal squamous cell carcinoma: a diagnostic study[J]. *Int J Surg*, 2024, 110(8): 4648–4659.
- [10] Abu-Ghanem S, Yehuda M, Carmel N N, et al. Elective neck dissection vs observation in early-stage squamous cell carcinoma of the oral tongue with No clinically apparent lymph node metastasis in the neck: a systematic review and meta-analysis [J]. *JAMA Otolaryngol Head Neck Surg*, 2016, 142(9): 857–865.
- [11] Zhao J J, Wang H, Zhang Y, et al. Deep learning radiomics model related with genomics phenotypes for lymph node metastasis prediction in colorectal cancer[J]. *Radiother Oncol*, 2022, 167: 195–202.
- [12] 李清扬, 张晓燕, 孙应实. 影像组学与深度学习在评价直肠癌淋巴结状态中的应用[J]. *中华放射学杂志*, 2023, 57(2): 231–234.
Li Q Y, Zhang X Y, Sun Y S. Application of radiomics and deep learning in evaluating lymph node status of rectal cancer[J]. *Chin J Radiol*, 2023, 57(2): 231–234.
- [13] 杨宏楷, 戚轩, 王武陵, 等. 基于多参数磁共振影像组学和机器学习模型的乳腺癌前哨淋巴结转移预测研究[J]. *肿瘤影像学*, 2025, 34(2): 172–182.
Yang H K, Qi X, Wang W L, et al. Prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer using multiparametric MRI radiomics and machine learning models [J]. *Oncoradiology*, 2025, 34(2): 172–182.
- [14] 高婧, 毛宁, 谢海柱. 基于医学图像的影像组学和深度学习在乳腺癌淋巴结转移预测中的研究进展[J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(5): 583–586.
Gao J, Mao N, Xie H Z. Research progress of radiomics and deep learning based on medical image for prediction of lymph node metastasis in breast cancer [J]. *Chin J Radiol*, 2022, 56(5): 583–586.
- [15] Wu S X, Zheng J J, Li Y, et al. A radiomics nomogram for the preoperative prediction of lymph node metastasis in bladder cancer [J]. *Clin Cancer Res*, 2017, 23(22): 6904–6911.
- [16] Ren J L, Yuan Y, Tao X F. Histogram analysis of diffusion-weighted imaging and dynamic contrast-enhanced MRI for predicting occult lymph node metastasis in early-stage oral tongue squamous cell carcinoma[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(4): 2739–2747.
- [17] Li W, Li Y, Wang L, et al. Evaluating fusion models for predicting occult lymph node metastasis in tongue squamous cell carcinoma [J]. *Eur Radiol*, 2025, 35(9): 5228–5238.
- [18] Amin M B, Greene F L, Edge S B, et al. The Eighth Edition AJCC Cancer Staging Manual: continuing to build a bridge from a population-based to a more “personalized” approach to cancer staging[J]. *CA Cancer J Clin*, 2017, 67(2): 93–99.
- [19] van Gysen K, Stevens M, Guo L X, et al. Validation of the 8th edition UICC/AJCC TNM staging system for HPV associated oropharyngeal cancer patients managed with contemporary chemo-radiotherapy [J]. *BMC Cancer*, 2019, 19(1): 674.
- [20] Margalit D N, Anker C J, Aristophanous M, et al. Radiation therapy for HPV-positive oropharyngeal squamous cell carcinoma: an ASTRO clinical practice guideline[J]. *Pract Radiat Oncol*, 2024, 14(5): 398–425.

(收稿日期: 2026-03-12 修回日期: 2026-08-07)