

# 基于多参数 MRI 影像组学与临床变量的联合模型在鼻咽癌无进展生存期中的预测价值

王艳芳, 郑慧, 黄增发, 李翔, 张树桐

**【摘要】** 目的: 评估基于多模态 MRI 影像组学特征联合临床变量构建的预测模型在鼻咽癌(NPC)患者无进展生存期(PFS)中的应用价值, 及其应用于个体化治疗策略的可行性。方法: 回顾性分析 2018 年 1 月—2024 年 12 月在本院经病理证实的 275 例 NPC 患者的临床和影像资料。按照 4 : 1 的比例将患者随机分为训练集( $n=220$ )和验证集( $n=55$ )。所有患者在治疗前接受 3.0T MRI 扫描, 扫描序列包括  $T_1$ WI( $T_1$ )、 $T_2$ WI( $T_2$ )和对比增强  $T_1$ WI( $cT_1$ )。采用预训练后的 NNU-Net 软件在每个序列图像上自动分割肿瘤全容积 ROI, 随后利用 pyRadiomics 软件提取肿瘤 ROI 的影像组学特征。分别采用方差阈值筛选、单变量 Cox 回归、最大相关最小冗余(mRMR)及 LASSO 回归四个步骤进行特征筛选, 随后采用双向逐步回归方法分别构建 3 个单模态影像组学模型并计算得到相应的影像组学评分。随后结合与 PFS 相关的临床变量, 采用多变量 Cox 回归方法构建联合模型。采用 C-index 分别在训练集和验证集中对模型的效能进行评估, Kaplan-Meier 生存分析区分鼻咽癌高风险和低风险组, 并采用列线图实现模型可视化。结果: 自每个序列图像上提取了 1223 个组学特征, 最终筛选出 3、4 和 4 个最优特征并建立对应的  $T_1$ 、 $T_2$  和  $cT_1$  影像组学模型, 计算得到 3 个序列的影像组学评分。在 3 个序列的组学模型中以  $cT_1$  模型的效能最高, 其在训练集中的 C-index 值为 0.762(95%CI: 0.699~0.831)。对临床资料的 Cox 分析显示 Ki-67 是无进展生存的独立预测因子( $HR=107.3, P<0.001$ )。  $T_1$  和  $cT_1$  影像组学评分及 Ki-67 构建的联合模型在训练集和验证集中的 C-index 值分别为 0.797(95%CI: 0.731~0.859)和 0.770(95%CI: 0.592~0.936), 优于单独的临床模型与各模态影像组学模型。Kaplan-Meier 生存分析显示联合模型在训练集和验证集中均可有效区分高风险与低风险患者, 两组间 PFS 的差异具有统计学意义( $P<0.001$ )。联合模型列线图通过组合各项风险因素评分, 可以简单直观地计算并展示 2 年、3 年和 5 年无进展生存风险, 具有较高的临床实用性。结论: 联合多模态 MRI 影像组学评分与临床指标构建的联合模型可有效预测 NPC 患者无进展生存期, 为制订个体化治疗方案提供有力支持, 具有重要的临床应用价值。

**【关键词】** 鼻咽癌; 磁共振成像; 影像组学; 无进展生存期; 预测模型

**【中图分类号】** R445.2; R739.63 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2026)04-0390-07

DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2026.04.006

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**Predictive value of a combined model of clinical variables and radiomics based on multiparametric MRI for progression-free survival in patients with nasopharyngeal carcinoma** WANG Yan-fang, ZHENG Hui, HUANG Zeng-fa, et al. Department of Radiology, the Central Hospital of Wuhan, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430014, China

**【Abstract】 Objective:** To evaluate the application value of a predictive model based on multimodal magnetic resonance imaging (MRI) radiomic features combined with clinical variables in progression-free survival (PFS) of nasopharyngeal carcinoma (NPC) patients, and to explore the feasibility of individualized treatment strategies. **Methods:** This retrospective study included 275 pathologically confirmed NPC patients from January 2018 to December 2024, randomly divided into training ( $n=220$ ) and validation ( $n=55$ ) sets at a ratio of 4 : 1. All patients underwent 3.0T MRI scan, including sequences of  $T_1$ WI ( $T_1$ ),  $T_2$ WI ( $T_2$ ) and contrast-enhanced  $T_1$ WI ( $cT_1$ ) before treatment. A pre-trained NNU-Net software was used for automatic whole-volume tumor ROI segmentation on each set of images. Subsequently, radiomic features were extracted from the tumor ROIs using pyRadiomics software. Radiomics features from each modality were selected through a four-step process using variance threshold filtering, univariate Cox regression, minimum redundancy maximum relevance (mRMR), and LASSO algorithm, respectively. Then, three single-modality radiomics models were constructed using bidirectional stepwise regression, and the corresponding radiomics scores were calculated. A combined model was developed by incorporating clinical variables with significant association with PFS using multivariate Cox regression. Model predictive performance was evaluated using C-index in both training and validation sets. Patients were stratified into high- and low-risk groups using Kaplan-Meier survival analysis, and a nomogram was constructed for model visualization. **Results:** A total of 1223 radiomic fea-

作者单位: 430014 湖北武汉, 华中科技大学同济医学院附属武汉中心医院影像科

作者简介: 王艳芳(1992—), 女, 湖北咸宁人, 硕士, 主要从事肿瘤相关影像诊断及组学分析等研究工作。

通讯作者: 张树桐, E-mail: 516736048@qq.com

tures were extracted from each sequence, and three, four, and four important features were finally selected to establish corresponding  $T_1$ ,  $T_2$  and  $cT_1$  radiomics models, respectively, and the corresponding radiomics scores were calculated. Among the three sequences,  $cT_1$  performed best with a C-index of 0.762 (95% CI: 0.699~0.831) in the training set. Cox analysis for clinical factors showed that Ki-67 was the independent predictor of progression-free survival (HR=107.3,  $P<0.001$ ). The combined model incorporating  $T_1$  and  $cT_1$  risk scores and Ki-67 achieved C-indices of 0.797 (95% CI: 0.731~0.859) and 0.770 (95% CI: 0.592~0.936) in the training and validation sets, respectively, outperforming both the clinical model alone and individual radiomic models. The combined model effectively differentiated high-risk from low-risk patients in both sets, with Kaplan-Meier survival analysis showing statistically significant differences in PFS between groups ( $P<0.001$ ). The combined model nomogram, by combining scores from various risk factors, provides a simple and intuitive calculation and display of 2-year, 3-year, and 5-year progression-free survival risks, demonstrating high clinical utility. **Conclusion:** The combined model integrating multimodal MRI radiomics scores with clinical indicators can effectively predict progression-free survival in NPC patients, providing strong support for developing individualized treatment plans and demonstrating significant clinical application value.

**【Key words】** Nasopharyngeal carcinoma; Magnetic resonance imaging; Radiomics; Progression-free survival; Predictive model

鼻咽癌(nasopharyngeal carcinoma, NPC)是头颈部最常见的恶性肿瘤<sup>[1]</sup>,其发病率具有显著的地域差异性,在我国华南地区(如广东、广西、福建)尤为高发。WHO 统计数据显示,我国是 NPC 新发患者最多的国家<sup>[2]</sup>。随着诊疗手段的不断进步,鼻咽癌的发病率和死亡率逐步降低。尽管 NPC 的局部控制率及总生存期有所提高,但局部复发及远处转移的风险依然存在<sup>[3]</sup>。

临床上多采用 TNM 分期系统进行鼻咽癌的风险分层及指导临床治疗决策<sup>[4]</sup>,但由于个体差异及治疗抵抗,具有相同 TNM 分期和相似治疗方案的患者,治疗效果仍存在较大差异,转移和复发是治疗失败的主要原因<sup>[5]</sup>。基于 TNM 分期系统不足以精确预测患者的预后及治疗效果,亟需探究更精准反映个体化信息的手段用于 NPC 患者预后的评估,指导临床个体化治疗和决策。

MRI 因其优异的软组织分辨力,已经广泛应用于 NPC 的诊断及疗效评估<sup>[6]</sup>。常规 MRI 主要观察病灶的形态、大小及信号改变,在评估鼻咽癌治疗疗效方面的价值有限,无法有效识别治疗后改变或复发转移<sup>[7]</sup>。影像组学是从医学图像中自动提取大量定量特征,这些定量特征能够更好地反映肿瘤表型、肿瘤内微环境及其对治疗的反应等信息<sup>[8-9]</sup>。近年来,影像组学已经广泛应用于恶性肿瘤的诊断及疗效评估<sup>[10-12]</sup>,基于 MRI 的影像组学模型可用于预测鼻咽癌局部复发及放疗疗效的评估等<sup>[13-14]</sup>。

本研究中基于多模态 MRI 影像组学特征及临床变量构建预测模型,探讨其在鼻咽癌无进展生存期中的预测价值,旨在实现鼻咽癌患者的个体化风险分层和精准预测其无进展生存概率,为临床制订个体化治疗策略和优化预后管理提供科学依据。

## 材料与方法

### 1. 一般资料

回顾性分析 2018 年 1 月—2024 年 12 月经病理确诊的 NPC 患者的临床资料,包括年龄、性别、贫血情况、EB 病毒感染、病理学类型、TNM 分期[依据美国癌症联合委员会(American Joint Committee on Cancer, AJCC)第 8 版临床分期标准]及免疫组化指标[CK56、CK、P63、P40、表皮生长因子受体(epidermal growth factor receptor, EGFR)和 Ki-67]。纳入标准:①经病理确诊为 NPC 的初诊患者;②治疗前 2 周内接受 3.0T MRI 检查,且图像质量符合诊断要求;③随访资料完整。排除标准:①治疗前接受抗肿瘤治疗;②合并其它原发性肿瘤;③合并严重心、肝等脏器疾病;④图像伪影较大,影响观察。

本研究纳入患者均以根治性放疗为核心治疗方法,部分患者合并同步或诱导化疗。进展的定义为随访过程中发生局部复发、远处转移或死亡。进展的判断基于随访过程中复查 MRI 及临床评估结果,由两位经验丰富的放射科专家共同判定。评估预后的指标为无进展生存期(progression-free survival, PFS),PFS 定义为自开始根治性治疗之日起至影像学或组织学证实的复发/转移或任何原因死亡的时间。本研究采用随机分层抽样法。按照 4:1 的比例将患者分配至训练集和验证集。

本研究经本院伦理委员会批准(WHZX-KYL2025-174)。系回顾性研究,故免除知情同意的要求。

### 2. MR 图像采集和特征提取

使用 Philips Achieva、Philips Ingenia、Siemens Skyra 或 Siemens Vida 3.0 T 磁共振扫描仪及 16 或

20 通道阵列线圈,采集序列包括  $T_1$  WI( $T_1$ )、短时间反转恢复序列(short time inversion recovery, STIR)  $T_2$  WI ( $T_2$ )及对比增强  $T_1$  WI( $cT_1$ ),各序列扫描参数见表 1。 $cT_1$  扫描使用高压注射器经肘静脉注射 Gd-DTPA,剂量 0.1~0.2 mmol/kg。

表 1 两种机型 MR 仪扫描序列及参数

扫描参数	Siemens 扫描仪	Philips 扫描仪
$T_1$ WI		
TR/ms	671	606
TE/ms	11	18
$T_2$ WI		
TR/ms	2800	5417
TE/ms	81	60
$cT_1$		
TR/ms	810	650
TE/ms	9	18
视野/mm <sup>2</sup>	240×240	220×220
层厚/mm	3.00	3.50
层间距/mm	0.50	0.35

随后,将所有 MRI 图像进行标准化预处理:①使用双线性插值法将图像重采样至相同的空间分辨率(1 mm×1 mm×6 mm);②进行 N4 偏置场校正;③采用 Z-score 方法对图像灰度进行标准化。

采用预训练好的 NNU-Net 模型对肿瘤全容积 ROI 进行分割<sup>[15]</sup>。分割结果由两位资深放射科医师进行评估、协商和修正。随后,自每个 ROI 共提取了 1223 个影像组学特征,包括原始特征 107 个、LoG 滤波特征 372 个和小波变换特征 744 个。所有特征的定义、计算公式及参数细节均可在 PyRadiomics 官方在线文档中查阅(<https://pyradiomics.readthedocs.io/en/latest/features.html>)。

### 3. 影像组学分析和建模

在本研究的影像组学分析中,我们设计了一个标准化的 4 步特征参数提取方法,对每个 MRI 序列( $T_1$ 、 $T_2$ 、 $cT_1$ )进行单独的影像组学建模。第一步为方差阈

值筛选:应用动态方差阈值(通常为特征方差中位数的 1%)来剔除低方差特征;第二步为单变量 Cox 回归筛选;对每个影像组学特征进行单变量 Cox 回归分析,以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义,筛选出与生存相关的影像组学特征;第三步采用最大相关最小冗余(minimum redundancy maximum relevance, mRMR)进行特征筛选,得到 20 个最佳特征,该算法旨在平衡特征与生存结局的相关性以及特征间的冗余性;第四步采用十折交叉验证的最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)Cox 回归进行特征筛选,并进行正则化参数  $\lambda$  的优化,来确定最终的特征参数。最后,基于赤池信息量准则(Akaike information criterion, AIC)的双向逐步回归为每个模态构建了最终的 Cox 模型。

### 4. 联合模型的构建和验证

我们将筛选出的临床特征、免疫组学指标和影像组学特征相结合,采用多变量 Cox 回归方法构建联合模型。模型的评估和比较采用多维度指标体系:①使用一致性指数(C-index)评估模型的效能;②采用 Kaplan-Meier 方法和对数秩和检验(log-rank test)验证模型的风险分层能力;③构建列线图(nomogram)实现模型可视化。所有这些指标均在训练集和验证集中分别计算,以评估模型的效能。构建联合模型的步骤、方法和评估流程见图 1。

### 5. 统计学分析

统计分析基于 Python 3.8 软件完成。连续变量以均值±标准差表示,分类变量以频数及百分比表示。比较训练集和验证集中进展组与无进展组之间各参数值的差异,对于连续变量采用独立样本  $t$  检验,分类变量采用 Pearson 卡方检验。Cox 回归模型通过 Cox PHFitter 函数实现,LASSO 回归则采用 LASSO-CV 进行交叉验证。所有统计检验均为双边检验,以  $P <$

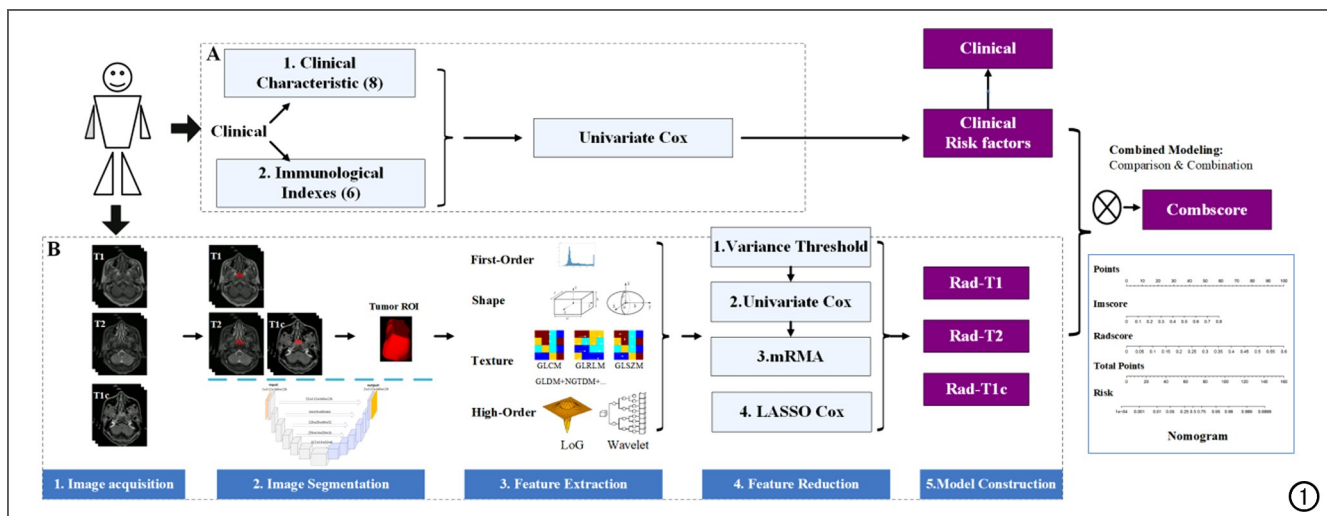


图 1 本研究中数据处理工作的流程图。

0.05 为差异有统计学意义。模型效能指标的 95%CI 通过 Bootstrap(自助法)计算得到。

## 结果

### 1. 临床资料

本研究中共纳入 275 例 NPC 患者,男性 197 例(72.05%);中位年龄为 52 岁;中位随访时间为 44 个月;NPC 进展组共 53 例(事件发生率为 19.2%);训练集 220 例,验证集 55 例。训练集中位随访时间为 47 个月,NPC 进展组 42 例(事件发生率为 19.1%);验证集中位随访时间为 45 个月,NPC 进展组 11 例(事件发生率为 20.0%)。训练集和验证集患者临床特征的差异均无统计学意义( $P > 0.05$ ),表明 2 个数据集的样本是相匹配的。

训练集和验证集中进展组和无进展组临床参数的比较结果见表 2。统计分析结果显示:Ki-67 在进展组和无进展组间的差异有统计学意义( $P < 0.05$ ),其余临床参数在两组间的差异均无统计学意义( $P > 0.05$ )。

### 2. 临床模型构建

单变量 Cox 回归分析结果见表 3。与预后相关的临床变量包括 N 分期、TNM 分期和 Ki-67 ( $P < 0.05$ ),其它变量与 NPC 进展无显著相关性( $P > 0.05$ )。随后,采用双向逐步 Cox 回归分析,结果显示仅 TNM 分期和 Ki-67 两个临床指标是独立的预后相关因素,最终被纳入临床模型(表 4)。

表 3 NPC 患者临床参数与无进展生存的单因素 Cox 回归分析

临床参数	HR(95%CI)	P 值
年龄	1.000(0.977~1.025)	0.969
性别	1.623(0.776~3.393)	0.198
贫血	1.191(0.468~3.032)	0.713
ebvDNA	1.668(0.905~3.073)	0.101
病理分型	1.417(0.620~3.242)	0.409
T 分期	1.270(0.917~1.759)	0.150
N 分期	1.572(1.076~2.296)	0.019
TNM 分期	2.011(1.077~3.758)	0.028
CK56	0.631(0.225~1.769)	0.382
CK	1.329(0.522~3.384)	0.550
P63	0.647(0.156~2.675)	0.547
P40	0.473(0.114~1.958)	0.302
EGFR	0.494(0.208~1.172)	0.109
Ki-67	148.308(19.444~1131.218)	0.000

注:HR 为风险比(hazard ratio)。

### 3. 影像组学分析和建模

表 2 训练集和验证集中进展组和无进展组临床参数的比较

临床参数	训练集(220 例)		统计量	P 值	验证集(55 例)		统计量	P 值
	进展组	无进展组			进展组	无进展组		
年龄/岁	50.45±12.98	50.33±12.51	0.585	0.953	45.18±15.59	50.23±10.49	-1.288	0.203
性别/例			1.054	0.305			2.100	0.478
女	9(21.4%)	55(30.9%)			2(18.2%)	14(31.8%)		
男	33(78.6%)	123(69.1%)			9(81.8%)	30(68.2%)		
贫血/例	5(11.9%)	17(9.6%)	0.029	0.864	1(9.1%)	3(6.8%)	1.367	1.000
ebvDNA/例	18(42.9%)	53(29.8%)	2.096	0.148	2(18.2%)	8(18.2%)	1.000	1.000
病理学类型/例			0.665	0.717			0.523	0.770
角化型	0(0.0%)	2(1.1%)			0(0.0%)	2(4.5%)		
非角化型分化型	6(14.3%)	30(16.9%)			2(18.2%)	8(18.2%)		
非角化型未分化型	36(85.7%)	146(82.0%)			9(81.8%)	34(77.3%)		
T 分期/例			2.940	0.401			17.112	0.000
1	2(4.8%)	24(13.5%)			0(0.0%)	11(25.0%)		
2	10(23.8%)	46(25.8%)			1(9.1%)	16(36.4%)		
3	18(42.9%)	62(34.8%)			2(18.2%)	11(25.0%)		
4	12(28.6%)	46(25.8%)			8(72.7%)	6(13.6%)		
N 分期/例			7.203	0.066			4.105	0.250
0	2(4.8%)	17(9.6%)			1(9.1%)	4(9.1%)		
1	5(11.9%)	51(28.7%)			2(18.2%)	11(25.0%)		
2	23(54.8%)	76(42.7%)			4(36.4%)	24(54.5%)		
3	12(28.6%)	34(19.1%)			4(36.4%)	5(11.4%)		
TNM 分期/例			6.853	0.077			3.437	0.329
1	0(0.0%)	7(3.9%)			0(0.0%)	4(9.1%)		
2	1(2.4%)	26(14.6%)			0(0.0%)	5(11.4%)		
3	4(9.5%)	15(8.4%)			0(0.0%)	2(4.5%)		
4	37(88.1%)	130(73.0%)			11(100.0%)	33(75.0%)		
CK56/例	38(90.5%)	151(84.8%)	0.589	0.462	10(90.9%)	35(79.5%)	0.389	0.667
CK/例	37(88.1%)	162(91.0%)	0.082	0.774	11(100.0%)	36(81.8%)	0.000	0.188
P63/例	40(95.2%)	165(92.7%)	0.635	0.742	11(100.0%)	34(77.3%)	0.000	0.184
P40/例	40(95.2%)	161(90.4%)	0.473	0.540	10(90.9%)	42(95.5%)	2.100	0.495
EGFR/例	36(85.7%)	130(73.0%)	2.305	0.129	10(90.9%)	34(77.3%)	0.340	0.430
Ki-67	0.68±0.19	0.52±0.18	5.085	<0.001	0.77±0.06	0.57±0.16	4.146	0.000

注:CK56、CK、P63、P40、EGFR 和 Ki-67 数据来源于鼻咽癌患者治疗前活检病理报告,Ki-67 为连续型变量。

表 4 临床和影像组学模型中纳入的特征及其对应系数

特征参数	系数	HR(95%CI)	P 值
<b>临床模型</b>			
TNM 分期	0.572	1.772(0.946~3.321)	0.074
Ki-67	4.676	107.306(14.579~789.808)	0.000
<b>T<sub>1</sub> 组学模型</b>			
wavelet-HLL_gldm_DependenceVariance	0.583	1.791(1.214~2.644)	0.003
log-sigma-3-0-mm-3D_glszm_LargeAreaHighGrayLevelEmphasis	0.342	1.408(1.113~1.780)	0.004
log-sigma-2-0-mm-3D_glszm_ZoneEntropy	0.350	1.419(1.025~1.964)	0.035
<b>T<sub>2</sub> 组学模型</b>			
original_gldm_DependenceVariance	0.598	1.819(1.272~2.601)	0.001
wavelet-LLH_glszm_LowGrayLevelZoneEmphasis	-0.414	0.661(0.464~0.941)	0.022
log-sigma-2-0-mm-3D_glszm_SizeZoneNonUniformity	0.336	1.399(1.087~1.800)	0.009
original_glrmlm_LongRunLowGrayLevelEmphasis	0.306	1.358(1.028~1.792)	0.031
<b>cT<sub>1</sub> 组学模型</b>			
wavelet-HLL_gldm_DependenceEntropy	0.722	2.059(1.298~3.267)	0.002
log-sigma-2-0-mm-3D_firstorder_Minimum	0.409	1.506(1.078~2.102)	0.016
wavelet-LLH_glszm_SizeZoneNonUniformityNormalized	-0.499	0.607(0.407~0.906)	0.014
wavelet-HLH_glszm_SmallAreaEmphasis	-0.415	0.661(0.475~0.920)	0.014
<b>联合模型</b>			
cT <sub>1</sub> -Radscore	0.404	1.497(1.197~1.872)	0.000
Ki-67	0.725	2.065(1.396~3.056)	0.000
T <sub>1</sub> -Radscore	0.396	1.486(1.158~1.906)	0.002

自 T<sub>1</sub>、T<sub>2</sub> 和 cT<sub>1</sub> 三个模态 MRI 图像上肿瘤全容积 ROI 中分别提取了 1223 个影像组学特征。经特征筛选和双向逐步 Cox 回归分析, 分别有 3、4 和 4 个影像组学特征被纳入影像组学模型中, 各模型的详细信息见表 4。最终, 经双向逐步 Cox 回归方法, 最终将临床变量中的 Ki-67、T<sub>1</sub> 组学评分(T<sub>1</sub>-Radscore)和 cT<sub>1</sub> 组学评分(cT<sub>1</sub>-Radscore)纳入了联合模型中。

#### 4. 模型验证和比较

采用 C-index 评估不同模型在训练集和验证集中的预测效能, 结果见表 5。与独立模型相比, 联合模型在训练集与验证集均展现出最优的预测效能。在影像组学模型中, 基于 cT<sub>1</sub> 序列的预测模型的效能最佳, 其训练集中的 C-index 为 0.762, 高于 T<sub>1</sub> (0.685) 和 T<sub>2</sub> (0.674) 序列影像组学模型。

Kaplan-Meier 生存曲线分析结果见图 2, 联合模型在训练集、验证集中均展现了不同程度的风险分层效能, 可有效区分鼻咽癌高风险和低风险组, 两组生存

表 5 不同模型在训练集、验证集中的预测效能比较

模型类型	C 指数(95%CI)	
	训练集	验证集
临床模型	0.757 (0.694~0.829)	0.751 (0.592~0.936)
T <sub>1</sub> 组学模型	0.685 (0.618~0.760)	0.508 (0.358~0.654)
T <sub>2</sub> 组学模型	0.674 (0.591~0.735)	0.561 (0.412~0.714)
cT <sub>1</sub> 组学模型	0.762 (0.699~0.831)	0.533(0.392~0.694)
联合模型	0.797 (0.731~0.859)	0.770 (0.590~0.916)

差异高度显著( $P < 0.05$ )。低风险组无进展生存率始终显著高于高风险组, 曲线下降更平缓, 提示低风险组患者肿瘤进展风险更低、生存期更长。高风险组曲线快速下降, 无进展生存率随时间显著降低, 提示肿瘤进展风险高、预后更差。这种整合了多参数 MRI 影像组学特征和临床变量的方法, 实现了最稳健的风险分层。

最后构建了联合模型的列线图, 实现预测模型的可视化(图 3)。该模型计算结果的数值越高, 代表无进展生存风险越高, 患者治疗后 2、3 和 5 年相对应的无进展生存率越低。

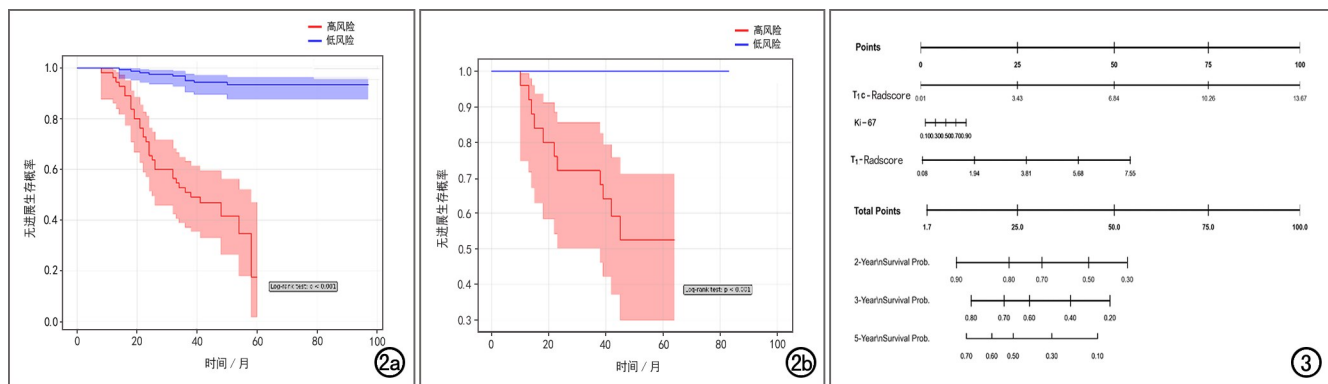


图 2 联合模型预测 NPC 患者无进展生存概率的 Kaplan-Meier 生存曲线分析图。均显示低风险组无进展生存率始终高于高风险组, 两组生存差异显著。a) 训练集; b) 验证集。图 3 基于联合模型预测 NPC 患者无进展生存期的列线图。

## 讨论

NPC的个性化评估和治疗能显著影响患者的预后和生存期。本研究分析了临床病理风险因素和基于MRI的影像组学特征,并结合这些特征构建了NPC患者无进展生存期预测风险分层模型,经验证发现模型表现出稳健的预后预测效能,在训练集和验证集中均取得了较高的预测准确性。

Cox回归分析结果显示与NPC患者PFS相关的临床风险因素为TNM分期和Ki-67。TNM分期系统是癌症分期的金标准,可有效指导临床治疗方案的决策<sup>[4]</sup>,但它最终被排除在构建的联合模型之外,可能是因为TNM分期的局限性,即它无法准确反映不同患者之间肿瘤的生物异质性。最终,Ki-67在联合模型中被保留为重要的建模特征,这意味着Ki-67是与无进展生存期显著相关的临床危险因素。本研究结果与既往研究结果基本一致<sup>[16]</sup>。Ki-67高表达与显著的细胞异形性、富含血管的基质以及以广泛血管生成和坏死为特征的微环境有关,而这些因素均与患者不良预后相关。

影像组学是从医学图像中提取大量定量特征。这些定量特征能够更好地反映肿瘤表型和肿瘤微环境,并可用于疾病诊断、分类和疗效评估<sup>[6-7]</sup>。本研究中分别基于T<sub>1</sub>、T<sub>2</sub>和cT<sub>1</sub>MRI序列进行特征提取,随后筛选出3、4和4个影像组学特征用于PFS预测模型的构建。最终,基于T<sub>1</sub>和cT<sub>1</sub>建立的影像组学模型被进一步纳入了联合模型中,经不同维度的验证,联合模型显示了较高的预测效能。上述结果表明影像组学在评估鼻咽癌无进展生存期(PFS)方面的潜力。T<sub>1</sub>序列可生成高对比度的解剖图像,清晰地描绘肿瘤形态、大小和空间关系,使其在评估肿瘤进展和指导长期随访方面发挥重要价值<sup>[17]</sup>。而cT<sub>1</sub>序列通过打药后肿瘤的信号变化反映病灶的血供和血管活性,具有极高的诊断准确性<sup>[18]</sup>。这两个序列相互补充,提供了多维度的全面信息。与我们的研究结果一致,Wang等<sup>[19]</sup>的研究结果显示基于CE-T<sub>1</sub>WI序列提取的纹理特征构建的影像组学模型可有效预测中晚期鼻咽癌患者临床放疗疗效,相比其它序列,cT<sub>1</sub>序列能够更多地提供关于肿瘤异质性的信息。整合了临床信息和影像组学的联合模型,比单独的临床或影像组学模型表现出更优的预测性能,凸显了影像组学在评估预后方面的优势<sup>[20]</sup>。联合模型成功地整合了多种模式的互补信息,为临床医师提供了多维度信息,从而做出更有利于患者的治疗决策。这些发现表明,研究者可以通过更深入地探索和表征放射组学相关特征,为评估NPC患者预后探寻更为准确的预测指标。

本研究表明,联合多模态MRI影像组学特征和临床变量构建的联合预测模型可有效实现NPC患者无进展生存期的风险分层,这为鼻咽癌患者治疗方案的选择提供了实用的指导意见。最终构建的列线图无需额外的临床操作即可评估鼻咽癌患者的无进展生存期,具有可操作性及临床实用性,可应用于临床辅助指导个性化治疗,为精准医疗提供可行方法。

本研究存在一定的局限性:首先,本研究为回顾性研究,可能存在选择偏倚,需要前瞻性试验进一步验证;其次,本研究纳入病例为NPC非流行地区,在疾病流行地区能否适用有待考证;此外,本研究中仅纳入了T<sub>1</sub>、T<sub>2</sub>和cT<sub>1</sub>序列,而既往有研究表明DWI和PWI序列亦可用于NPC患者疗效评估<sup>[21-22]</sup>,因此未来的研究中应纳入更多的MR序列,进行更全面的评估。

综上所述,本研究结果表明影像组学特征可作为NPC患者PFS风险分层的潜在标志物。综合了影像组学风险评分和临床特征的联合预测模型,为预后评估提供了一种无创且便捷的方法,有望成为临床上个体化评估和指导治疗的潜在工具。

## 参考文献:

- [1] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. *CA Cancer J Clin*, 2021, 71(3): 209-249.
- [2] Chang ET, Ye WM, Zeng YX, et al. The evolving epidemiology of nasopharyngeal carcinoma[J]. *Cancer Epidemiol Biomarkers Prev*, 2021, 30(6): 1035-1047.
- [3] Chen YP, Chan ATC, Le QT, et al. Nasopharyngeal carcinoma[J]. *Lancet*, 2019, 394(10192): 64-80.
- [4] Du XJ, Wang GY, Zhu XD, et al. "Refining the 8th edition TNM classification for EBV related nasopharyngeal carcinoma[J]. *Cancer Cell*, 2024, 42(3): 464-473.
- [5] 卢泰祥, 韩非, 李嘉欣. 复发鼻咽癌临床研究进展[J]. *中国癌症杂志*, 2008, 18(9): 661-666.
- [6] Lee N, Xia P, Quivey JM, et al. Intensity-modulated radiotherapy in the treatment of nasopharyngeal carcinoma: an update of the UCSF experience[J]. *Int J Radiat Oncol*, 2002, 53(1): 12-22.
- [7] Lv J, Wu C, Li J, et al. Improving on-treatment risk stratification of cancer patients with refined response classification and integration of circulating tumor DNA kinetics[J/OL]. *BMC Med*, 2022, 20(1): e268[2022 Aug 2]. DOI: 10.1186/s12916-022-02463-5.
- [8] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. *Radiology*, 2016, 278(2): 563-577.
- [9] Zhong LZ, Dong D, Fang XL, et al. A deep learning-based radiomic nomogram for prognosis and treatment decision in advanced nasopharyngeal carcinoma: a multicentre study[J/OL]. *EBioMedicine*, 2021, 70: e103522[2021 Aug 11]. DOI: 10.1016/j.ebiom.2021.103522.
- [10] Lee SH, Park H, Ko ES. Radiomics in breast imaging from techniques to clinical applications: a review[J]. *Korean J Radiol*,

- 2020,21(7):779-792.
- [11] Li HH, Gao L, Ma H, et al. Radiomics-based features for prediction of histological subtypes in central lung cancer[J/OL]. Front Oncol, 2021, 11: e658887 [2021 Apr 29]. DOI: 10.3389/fonc.2021.658887.
- [12] Zhao LN, Gong J, Xi YB, et al. MRI-based radiomics nomogram may predict the response to induction chemotherapy and survival in locally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. Eur Radiol, 2020, 30(1):537-546.
- [13] Piao YF, Jiang CE, Wang L, et al. The usefulness of pretreatment MR-based radiomics on early response of neoadjuvant chemotherapy in patients with locally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. Oncol Res, 2020, 28(6):605-613.
- [14] Hu CM, Zheng DC, Cao XS, et al. Application value of magnetic resonance radiomics and clinical nomograms in evaluating the sensitivity of neoadjuvant chemotherapy for nasopharyngeal carcinoma[J/OL]. Front Oncol, 2021, 11: e740776 [2021 Nov 1]. DOI:10.3389/fonc.2021.740776.
- [15] Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, et al. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation[J]. Nat Methods, 2021, 18(2):203-211.
- [16] Li Y, Yue L, Li Y, et al. Prognostic value of Ki-67 in nasopharyngeal carcinoma: a meta-analysis[J/OL]. Biosci Rep, 2021, 41(5):BSR20203334 [2021 May 28]. DOI:10.1042/BSR20203334.
- [17] Lee AWM, Ng WT, Chan JYW, et al. Management of locally recurrent nasopharyngeal carcinoma[J/OL]. Cancer Treat Rev, 2019, Sep 79: e101890 [2019 Aug 21]. DOI: 10.1016/j.ctrv.2019.101890.
- [18] 胥豪, 王爱, 刘杰克, 等. 基于 MRI 影像学模型预测鼻咽癌诱导化疗疗效的研究[J]. 放射学实践, 2024, 39(7):881-887.
- [19] 王雪莲, 赵灿灿, 周牧野, 等. 基于磁共振影像学列线图预测中晚期鼻咽癌放疗化疗疗效[J]. 分子影像学杂志, 2023, 46(4):654-660.
- [20] Chen S, Dai J, Zhao J, et al. Synthetic MRI combined with clinicopathological characteristics for pretreatment prediction of chemoradiotherapy response in advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. Korean J Radiol, 2025, 26(2):135-145.
- [21] 徐开瑞, 王小飞, 章誉耀. 基于磁共振灌注指标构建晚期鼻咽癌缓解效果预测模型的临床研究[J]. 中国耳鼻咽喉头颈外科, 2022, 29(12):754-758.
- [22] 廖丽萍, 廖海, 罗宁斌, 等. 体素内不相干运动弥散加权成像与动脉自旋标记技术在鼻咽癌不同分期中的扩散和灌注特征[J]. 放射学实践, 2022, 37(1):29-34.

(收稿日期:2025-10-13 修回日期:2025-12-16)

## 欢迎订阅 2026 年《放射学实践》

《放射学实践》是由国家教育部主管, 华中科技大学同济医学院主办, 与德国合办的全国性影像学学术期刊, 创刊至今已 41 周年。遵照同行评议、价值导向、等效应用原则, 国内各大学会、协会、组织机构通过科技工作者推荐、专家评议、结果公示等规定程序, 《放射学实践》杂志入选中国科协发布 10 大领域《我国高质量科技期刊分级目录》业内认可的较高水平期刊。《放射学实践》杂志再次入选 2023 年版北京大学和北京高校图书馆期刊工作研究会共同主持的国家社会科学基金项目“学术期刊评价及文献计量学研究”研究成果——《中国核心期刊要目总览》。

本刊坚持服务广大医学影像医务人员的办刊方向, 关注国内外影像医学的新进展、新动态, 全面介绍 X 线、CT、磁共振、介入放射及放射治疗、超声诊断、核医学、影像技术学等医学影像方面的新知识、新成果, 受到广大影像医师的普遍喜爱。

本刊为中国科学引文数据库(CSCD)核心库来源期刊、《中文核心期刊要目总览》收录期刊、中国科技核心期刊、中国高质量科技期刊分级目录临床医学领域医学影像学期刊, 并在中国学术期刊分区中位列 Q1 区。

主要栏目: 论著、继续教育园地、专家荐稿、研究生展版、图文讲座、本刊特稿、实验研究、传染病影像学、影像技术学、外刊摘要、学术动态、请您诊断、病例报道、知名产品介绍、信息窗等。

本刊为月刊, 每册 25 元, 全年定价 300 元。

国内统一刊号: ISSN 1000-0313/CN 42-1208/R 邮政代号: 38-122

电话: (027)69378385

E-mail: fsxsjzz@163.com 网址: http://www.fsxsj.net

编辑部地址: 430199 武汉市蔡甸区中法新城同济医院专家社区别墅 C 栋