·临床研究·

基于临床及剂量学特征构建模型预测鼻咽癌放疗后颞叶损伤的研究

万丽娟[1]，李金凯[1]，苏国义[2]，胡　昊[2]，唐艳春[1]，吴飞云[2*]

[1]南京医科大学第一附属医院放疗科，[2]放射科，江苏　南京　210029

［摘　要］ **目的：**基于鼻咽癌患者的临床及剂量学特征构建模型，并评估其对放疗后出现放射性颞叶损伤（temporal lobe injury，TLI）的预测价值。**方法：**回顾性分析2018年6月—2023年11月365例（包括TLI组42例和无TLI组323例）鼻咽癌患者的临床资料及剂量学特征，使用单因素及多因素Logistic回归分析筛选出与放射性TLI相关的独立预测因素。利用随机森林机器学习算法构建临床特征模型及临床+剂量学特征联合模型。绘制受试者操作特征（receiver operating characteristic，ROC）曲线，计算曲线下面积（area under curve，AUC）、灵敏度、特异度等参数，绘制校准曲线及决策曲线分析评估模型的预测效能。**结果：**通过单因素、多因素Logistic回归分析得出临床特征中的T分期及剂量学特征中的$D_{1\,cm^3}$、$V_{70\,Gy}$这3个特征的差异有统计学意义（$P<0.05$）。联合模型和临床模型的AUC值、灵敏度、特异度和准确率分别为0.853和0.635、66.67%和85.71%、86.38%和39.94%、84.00%和45.00%。DeLong检验显示，联合模型与临床模型的预测效能差异具有统计学意义（$P<0.05$）。校准曲线和决策曲线分析结果均表明联合模型具有更高的校准度和临床净获益。**结论：**T分期、$D_{1\,cm^3}$、$V_{70\,Gy}$是放射性TLI的独立影响因素，基于三者的联合模型对鼻咽癌放疗后TLI具有较高的预测能力。

［关键词］ 鼻咽癌；放射性颞叶损伤；机器学习；预测模型

［中图分类号］ R739.62　　［文献标志码］ A　　［文章编号］ 1007-4368（2026）09-1348-08

doi：10.7655/NYDXBNSN260364

Research on constructing a model based on clinical and dosimetric characteristics to predict temporal lobe injury after radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma

WAN Lijuan[1]，LI Jinkai[1]，SU Guoyi[2]，HU Hao[2]，TANG Yanchun[1]，WU Feiyun[2*]

[1]Department of Radiation Oncology，[2]Department of Radiology，the First Affiliated Hospital of Nanjing Medical University，Nanjing 210029，China

［**Abstract**］ **Objective：** To establish a prediction model based on the clinical and dosimetric characteristics of patients with nasopharyngeal carcinoma（NPC），and assess its predictive efficacy for radiation-induced temporal lobe injury（TLI）following radiotherapy. **Methods：** We performed a retrospective analysis of the clinical data from 365 NPC patients（42 patients in the TLI group and 323 patients in the non-TLI group）who underwent radiotherapy-based comprehensive treatment in the radiotherapy department of our institution from June 2018 to November 2023. Clinical and dosimetric characteristics were collected，and univariate and multivariate logistic regression analyses were employed to identify independent risk factors associated with radiation-induced TLI. The random forest（RF）machine learning algorithm was used to construct a clinical feature model and a combined clinical and dosimetric feature model. Receiver operating characteristic（ROC）curves were plotted，and parameters such as the area under the ROC curve（AUC），sensitivity，and specificity were calculated. Calibration curves and decision curve analysis（DCA）were also conducted to evaluate the predictive performance of the models. **Results：** Univariate and multivariate logistic regression analyses revealed statistically significant differences in three features：T-stage（clinical characteristic），as well as $D_{1\,cm^3}$ and V_{70Gy}（dosimetric characteristics）（all $P<0.05$）. The AUC values，sensitivity，specificity，and accuracy of the combined model and clinical model were 0.853 and 0.635，66.67% and 85.71%，86.38% and 39.94%，and 84.00% and 45.00%，respectively. The DeLong test indicated a

［基金项目］ 国家重点研发计划（2022YFC2401604）

*通信作者（Corresponding author），E-mail：wfy_njmu@163.com（ORCID：0000-0002-0343-0458）

statistically significant difference on predictive performance between combined and clinical models（$P < 0.05$）. Both calibration curves and DCA results demonstrated that the combined model exhibited superior calibration and clinical net benefit. **Conclusion**: T-stage，$D_{1\,cm^3}$，and V_{70Gy} are independent predictors of radiation-induced temporal lobe injury. The combined model based on these three factors demonstrates high predictive capability for temporal lobe injury following NPC radiotherapy.

［**Key words**］ nasopharyngeal carcinoma；radiation-induced temporal lobe injury；machine learning；predictive model

［J Nanjing Med Univ，2026，46（09）：1348-1355］

鼻咽癌具有放射敏感性，放疗为其主要治疗手段[1-2]。然而，由于鼻咽癌易侵及颅底，放疗时需将中颅窝置于放射野内进行预防性照射，邻近的颞叶、脑干等重要脑组织位于较高照射剂量范围内，即使是采用先进的放疗技术，剂量仍超过其耐受范围，不可避免对正常脑组织造成损伤[3]。放射性颞叶损伤（temporal lobe injury，TLI）是鼻咽癌放疗后最严重的并发症之一，发病率可达16%[4]。TLI主要临床表现为患者记忆减退、视觉及听觉下降、幻觉和颅内高压或引发癫痫等，其晚期症状是不可逆的，表现为记忆丧失、认知障碍，甚至颞叶坏死（temporal lobe necrosis，TLN）[5]。因此，提前预测放射性颞叶损伤的发生对于及时调整治疗方案、实施早期临床干预将并发症降至最低程度具有重要意义。

多项研究表明[6-7]，颞叶区域的剂量分布参数与放射性损伤存在正相关关系，是预测损伤风险的关键因素。颞叶所受的最大剂量（D_{max}）越低或1 cm^3颞叶接受的最大剂量（$D_{1\,cm^3}$）越低，TLI的概率就越低。Su等[8]对870例患者的颞叶D_{max}进行了检测，结果发现当D_{max}低于64 Gy时，未出现TLI。基于颞叶D_{max}的QUANTEC模型[9]以及结合T分期、年龄及$D_{0.5\,cm^3}$的Wen模型[10]通过量化分析正常组织受照剂量预测TLI的风险。既往研究大多基于辐射剂量与放射性TLI之间的关系，证实放疗高剂量区决定了放射性TLI的发生概率[11]，很少有研究探讨基于患者的临床特征及颞叶剂量体积参数在鼻咽癌放疗患者中预测放射性TLI的能力，研究纳入患者的临床特征及颞叶剂量的体积百分比参数，如V_{40Gy}、V_{70Gy}等，利用机器学习算法探究更加精准实用的预测模型，为临床制定精准放疗计划提供参考。

1　对象和方法

1.1　对象

回顾性收集2018年6月—2023年11月于南京医科大学第一附属医院放疗科接受治疗的首程病理确诊为鼻咽癌患者。纳入标准：①经病理活检及免疫组化确诊为鳞状细胞癌；②接受以放疗为主的综合治疗；③放疗结束后在本院接受规律磁共振成像（MRI）复查。排除标准：①合并其他肿瘤的患者；②未行全程放疗的患者；③未能随访。最终纳入365例符合纳入标准的患者，其中，男272例，女93例；年龄14~84岁，平均年龄53岁；行调强放疗技术（intensity modulated radiotherapy，IMRT）或容积旋转调强放疗技术（volumetric modulated arc therapy，VMAT）。根据国际癌症控制联盟和美国癌症联合委员会联合发布的第8版体系行TNM分期。所有患者均接受6 MV X线外照射放疗，放疗总剂量68~74 Gy，共30~33次，5次/周常规分割方式。患者放疗前后均进行头颈部磁共振规律检查。本研究经南京医科大学第一附属医院伦理委员会审查批准（编号：2021-SRFA-121）。

患者在结束放疗后，第1年每3个月进行1次随访评估，包括体格检查和头颈部MRI检查。第2年则每6个月检查1次，之后每年检查1次。TLI的诊断标准如下：①白质病变，表现为T2加强图像上信号强度增高的均匀白质病灶；②增强病变，表现为对比增强T1加权图像上有或无坏死表现的病变，且T2加权图像上显示信号异常；③囊肿，即壁薄或难以察觉的圆形病灶，T2加权图像上显示为极高信号强度[12]。所有诊断工作由一位具有5年头颈部磁共振诊断经验的放射科医师完成，并由另一位拥有15年经验的资深放射科医师进行复核。如有分歧，则通过协商解决。该研究的终点是随访期间是否出现放射性TLI，对于非放射性TLI病例，则以最后1次随访时间不超过36个月为标准。

1.2　方法

1.2.1　特征提取与筛选

所有患者的临床特征均从临床住院系统中提取，包括性别、年龄、化疗方式、临床分期、TNM分期及基础疾病包括高血压、糖尿病、高脂血症共10个特征。患者每侧颞叶的剂量学参数则通过剂量体积直方图（dose and volume histogram，DVH）获得，通

过Python软件Pydicom库自动提取，剂量学特征为颞叶的平均剂量（D_{mean}）、最大剂量（D_{max}）、最小剂量（D_{min}）、$D_{1\,cm^3}$（1 cm^3剂量）、$D_{1\%}$（1%体积的剂量）、$V_{40\,Gy}$、$V_{70\,Gy}$（V_x，大于或等于x Gy的剂量所占的体积百分比）及放疗总剂量和放疗方式9个特征。本研究选取患者颞叶吸收剂量的优势侧数值进行后续分析。

1.2.2　模型建立与评估

使用随机森林机器学习算法建立模型，利用筛选后的临床特征构建临床模型，临床特征与剂量学特征联合构建联合模型。绘制模型的受试者操作特征（receiver operating characteristic，ROC）曲线，计算曲线下面积（area under the curve，AUC）。两种模型的性能指标包括平均AUC值以及灵敏度、特异度和准确率。两种预测模型的AUC值比较采用了DeLong非参数方法。绘制临床决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）图，评估模型的预测能力及临床效益。

1.3　统计学方法

所有特征行单因素Logistic回归分析，再将差异有统计学意义的变量纳入多因素Logistic回归分析，双侧检验$P<0.05$为差异有统计学意义，获得与放射性TLI发生相关的独立预测因素。使用SPSS 23.0软件、Python（版本3.9.7）和R（版本4.3.1）软件进行统计分析。利用Kolmogorov-Smirnov检验（K-S检验）对数据进行正态性检验，对于符合正态分布定量资料使用独立样本t检验，非正态分布的定量资料使用Mann-Whitney U检验，完全随机设计样本率或构成比的定性资料使用卡方检验，$P<0.05$为差异有统计学意义。

2　结　果

2.1　临床资料分析

本研究入组共计365例患者，未发生TLI的患者共323例，发生TLI的患者为42例，其中单侧28例、双侧14例，放疗后发生TLI的发生率为11.5%。发生TLI和未发生TLI组间患者性别、年龄、化疗方式、临床分期、N分期、M分期、放疗方式、D_{min}以及有无高血压、糖尿病、高脂血症等基线数据差异无统计学意义（$P>0.05$，表1）。

2.2　特征筛选

单因素和多因素Logistic 回归分析提示，临床特征中与TLI有关的独立预测因素为T分期，剂量学特征中的独立预测因素为$D_{1\,cm^3}$、V_{70Gy}（表2）。图1为1例发生TLI的T_4期鼻咽癌患者放疗计划三维剂量分布图、左侧颞叶剂量体积直方图及随访MRI图像。图2为1例未发生TLI的T2期鼻咽癌患者放疗计划三维剂量分布图、左侧颞叶DVH图及随访MRI图像。

2.3　预测模型构建及效能评价

使用随机森林学习算法构建模型，将T分期用于构建临床模型，T分期结合剂量学特征中$D_{1\,cm^3}$、$V_{70\,Gy}$构建联合模型。ROC曲线显示单纯临床模型的AUC为0.635，联合模型将AUC提升至0.853（图3A）。临床模型的灵敏度、特异度和准确率分别为85.71%、39.94%和45.00%，而联合模型的相应指标分别为66.67%、86.38%和84.00%。DeLong检验显示，联合模型与临床模型的预测效能差异具有统计学意义（$P<0.05$）。校准曲线表明联合模型的预测概率和实际值一致性良好（图3B）。DCA曲线显示，在大多数合理的阈值概率范围内联合模型的临床效益优于单纯临床模型（图3C），进一步表明联合模型在临床应用中的潜在优势。图3D为联合模型的列线图，由T分期、$D_{1\,cm^3}$、$V_{70\,Gy}$生成总分，评估患者发生放射性TLI的风险。

3　讨　论

放射性TLI是鼻咽癌放疗后最严重的并发症之一，临床上缺乏客观、准确的诊断依据且治疗手段有限[13]，因此，许多研究人员正在探索TLI的影响因素或预测模型[14]。目前通过剂量学数据预测放射性TLI取得了不错的进展，正常组织并发症概率模型被建立，其中$D_{1\,cm^3}$与D_{max}是最常被纳入的参数[15-16]。NTCP模型的建立旨在描述剂量学参数与辐射相关毒性发生概率之间的关联。Guan等[17]构建的预测模型同样包含了D_{max}、$D_{1\,cm^3}$、T分期及NLR等指标，并通过外部验证组的数据进行了检验，研究组的AUC值为0.847，验证组的AUC值为0.811。多项研究已证实放疗剂量与放射性TLI之间存在密切关联[18-19]。放疗剂量被视为放射性TLI的直接致病因素，决定了放射性TLI的发生概率及其病变程度[20]。放疗后TLI的发生率变化很大，受放疗技术、剂量-体积参数、同时全身治疗的使用和TLI评估方法等因素的影响[21]，探索与放射性TLI相关的临床因素对于降低鼻咽癌放疗后TLI的风险和提高鼻咽癌患者的生活质量至关重要。

相关研究发现，同一患者的双侧颞叶在放射治疗后的反应存在差异[22]。对于那些双侧颞叶接受

表1　365例鼻咽癌患者的一般资料及剂量体积参数

Table 1　General information and dose-volume parameters of 365 nasopharyngeal carcinoma patients

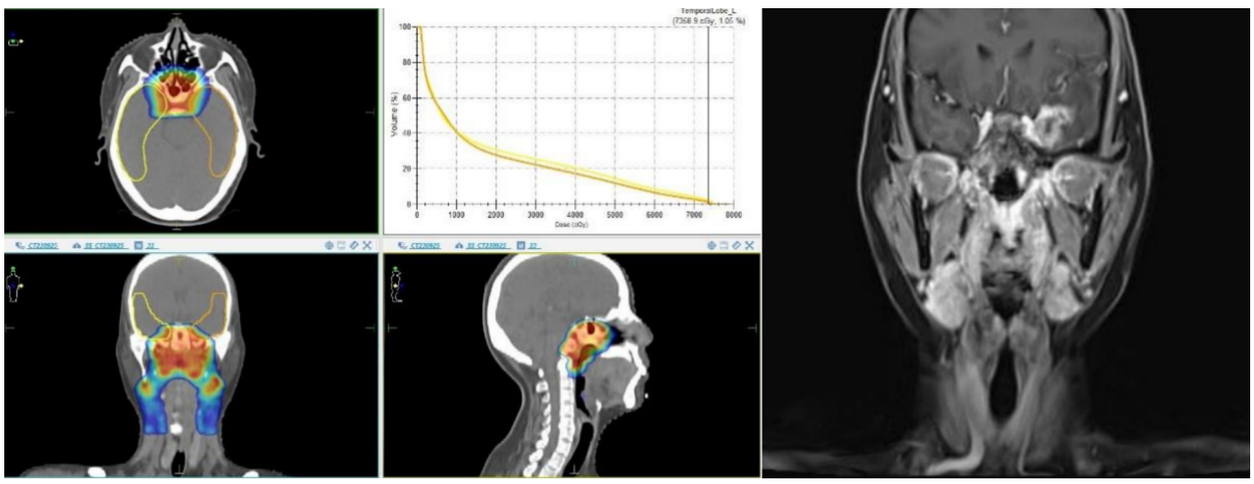
[n（%），$\bar{x} \pm s$]

Characteristic	TLI group	Non-TLI group	$\chi^2/t/Z$	P
Sex[n（%）]			χ^2=0.410	0.522
Male	33（78.6）	239（74.0）		
Female	9（21.4）	84（26.0）		
Age（years，$\bar{x} \pm s$）	52.8 ± 9.8	53.0 ± 12.6	t=0.080	0.937
Chemotherapy regimen[n（%）]			Z=−0.602	0.547
Radiotherapy only	1（2.4）	10（3.1）		
Concurrent chemoradiotherapy	22（52.4）	149（46.1）		
Induction chemotherapy	19（45.2）	164（50.8）		
Hypertension[n（%）]			χ^2=0.126	0.722
Yes	12（28.6）	84（26.0）		
No	30（71.4）	239（74.0）		
Diabetes[n（%）]			χ^2=0.333	0.564
Yes	4（9.5）	30（9.3）		
No	38（90.5）	293（90.7）		
Hyperlipidemia[n（%）]			χ^2=0.002	0.966
Yes	7（16.7）	53（16.4）		
No	35（83.3）	270（83.6）		
Clinical stages[n（%）]			Z=−1.058	0.290
Stage Ⅰ	0（0）	2（0.6）		
Stage Ⅱ	1（2.4）	36（11.2）		
Stage Ⅲ	20（47.6）	138（42.7）		
Stage Ⅳ	21（50）	147（45.5）		
T stage[n（%）]			Z=−2.664	0.008
T_1 stage	3（7.1）	60（18.6）		
T_2 stage	3（7.1）	69（21.4）		
T_3 stage	19（45.2）	98（30.3）		
T_4 stage	17（40.5）	96（29.7）		
N stage[n（%）]			Z=−1.029	0.304
N_0	6（14.3）	13（4.0）		
N_1	10（23.8）	111（34.4）		
N_2	21（50）	132（40.9）		
N_3	5（11.9）	67（20.7）		
M stage			Z=−0.569	0.569
M_0	40（95.2）	313（96.9）		
M_1	2（4.8）	10（3.1）		
Radiotherapy modality[n（%）]			Z=−1.179	0.239
IMRT	17（40.5）	162（50.2）		
VMAT	25（59.5）	161（49.8）		
Total radiation dose（$\bar{x} \pm s$）	66.3 ± 5.9	64.5 ± 5.1	t=−2.149	0.032
$D_{1\ cm^3}$（Gy，$\bar{x} \pm s$）	72.0 ± 5.3	65.9 ± 5.5	t=−6.650	<0.001
D_{mean}（Gy，$\bar{x} \pm s$）	17.6 ± 4.6	15.2 ± 4.0	t=−3.596	<0.001
D_{max}（Gy，$\bar{x} \pm s$）	75.2 ± 4.6	71.0 ± 4.4	t=−5.767	<0.001
D_{min}（Gy，$\bar{x} \pm s$）	1.2 ± 0.4	1.1 ± 0.5	t=−0.227	0.821
$V_{40\ Gy}$（%，$\bar{x} \pm s$）	14.2 ± 5.4	10.9 ± 4.6	t=−4.276	<0.001
$V_{70\ Gy}$（%，$\bar{x} \pm s$）	3.0 ± 2.5	0.8 ± 1.4	t=−8.534	<0.001
$D_{1\%}$（Gy，$\bar{x} \pm s$）	71.0 ± 6.1	65.8 ± 5.6	t=−5.610	<0.001

表2　365例鼻咽癌放疗患者发生TLI影响因素的Logistic回归分析

Table 2　Logistic regression analysis of factors influencing radiation-induced temporal lobe injury in 365 patients with nasopharyngeal carcinoma undergoing radiotherapy

Characteristics	Univariate logistic regression analysis		Multivariate logistic regression analysis	
	OR(95%CI)	*P*	OR(95%CI)	*P*
Sex	1.289(0.592-2.805)	0.523	-	-
Age	0.999(0.973-1.025)	0.936	-	-
Chemotherapy modality	0.857(0.484-1.518)	0.598	-	-
Hypertension	1.138(0.557-2.324)	0.723	-	-
Diabetes mellitus	0.725(0.212-2.482)	0.608	-	-
Hyperlipidemia	1.226(0.537-2.799)	0.628	-	-
Stage Ⅲ-Ⅳ	5.467(0.731-40.897)	0.098	-	-
T_3-T_4 stage	4.921(1.884-12.852)	0.010	0.288(0.104-0.799)	0.017
N_2-N_3 stage	1.013(0.522-1.963)	0.971	-	-
M_1 stage	1.565(0.331-7.399)	0.572	-	-
Radiotherapy modality	0.860(0.452-1.637)	0.646	-	-
Total radiation dose	1.001(1.000-1.001)	0.034	1.000(1.000-1.001)	0.272
$D_{1\,cm^3}$(Gy)	1.255(1.162-1.356)	0.001	1.453(1.036-1.987)	0.030
D_{mean}(Gy)	1.138(1.057-1.226)	0.001	0.854(0.699-1.045)	0.125
D_{max}(Gy)	1.260(1.154-1.376)	0.001	1.153(0.923-1.439)	0.210
D_{min}(Gy)	1.078(0.564-2.062)	0.820	-	-
$V_{40\,Gy}$(%)	1.130(1.064-1.201)	0.001	1.038(0.864-1.248)	0.687
$V_{70\,Gy}$(%)	1.668(1.409-1.974)	0.001	1.381(1.005-1.898)	0.047
$D_{1\%}$(Gy)	1.196(1.117-1.282)	0.001	0.743(0.528-1.047)	0.089

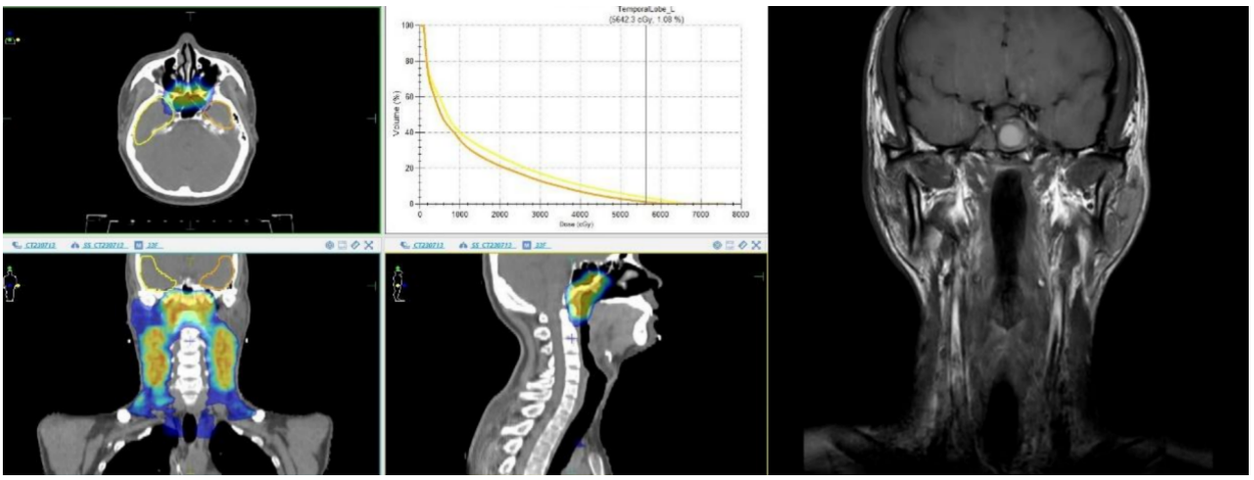


Radiotherapy plan and follow-up images of a patient with nasopharyngeal carcinoma staged as T4N1M0(stage IVA). The dose-volume histogram of the left temporal lobe shows $D_{1\,cm^3}$=7 358.9 cGy and V_{70Gy}=2.85%. Follow-up MRI performed 18 months after radiotherapy revealed radiationinduced injury in the left temporal lobe.

图1　1例发生TLI的鼻咽癌患者的放疗计划和MRI影像

Figure 1　Radiotherapy plan and MRI images of a nasopharyngeal carcinoma patient with temporal lobe injury

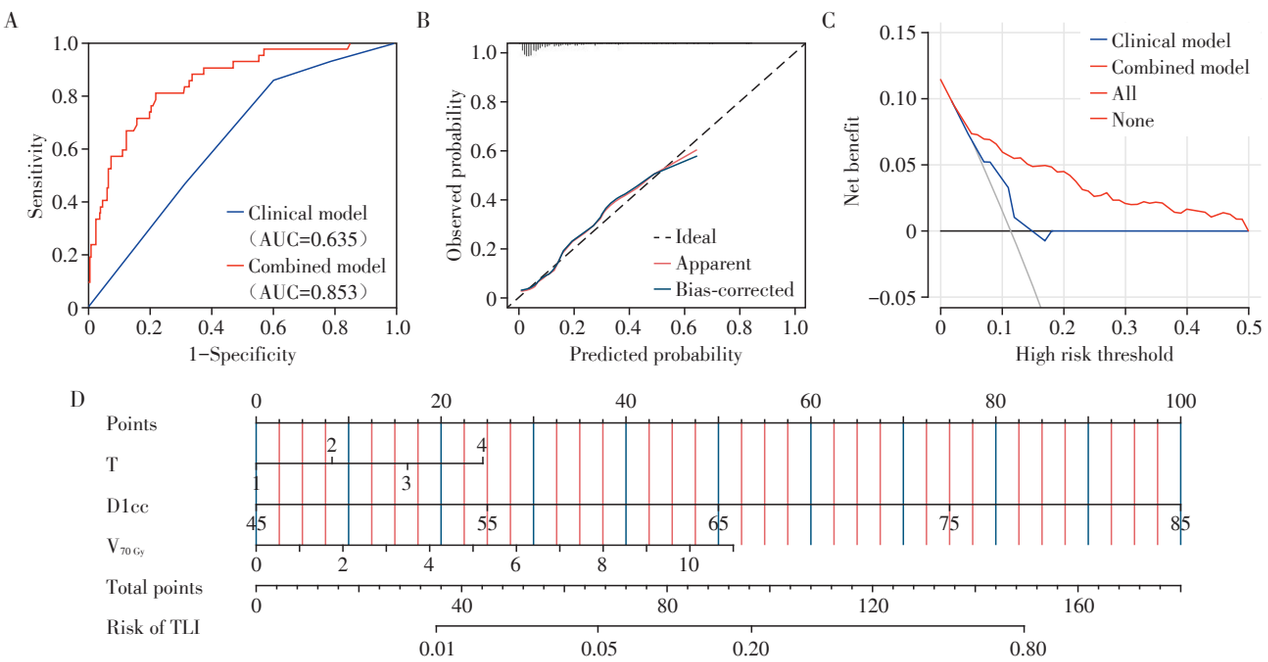
相似辐射剂量的鼻咽癌患者而言，放射性TLI可能仅发生在一侧，而非双侧，造成上述现象的原因尚不清楚，值得进一步研究。本研究选取一侧颞叶的剂量参数进行研究分析，预测哪一侧颞叶会出现TLI比判断该患者是否会发生TLI更具实际意义，有助于更精确地制定治疗方案。先进的放射治疗技术，如IMRT已经改善了剂量分布，但由于其靠近鼻咽，仍然对颞叶构成风险。对于接受不同放射治疗



Radiotherapy plan and follow-up images of a patient with nasopharyngeal carcinoma staged as T2N3M1（stage IVB）. The dosevolume histogram of the left temporal lobe shows $D_{1\,cm^3}$=5 642.3 cGy and V_{70Gy}=0%. Followup MRI images obtained 22 months after radiotherapy showed no radiationinduced injury in the temporal lobe.

图2　1例未发生TLI的鼻咽癌患者的放疗计划和MRI影像

Figure 2　Radiotherapy plan and MRI images of a nasopharyngeal carcinoma patient without TLI



A：ROC curves of the clinical model and combined model. B：Calibration curve of the combined model. C：Decision curve analysis results of the clinical model and combined model. D：Nomogram of the combined model.

图3　365例鼻咽癌放疗患者的临床模型及联合模型对放射性TLI的预测结果

Figure 3　Prediction results of the clinical model and combined model for radiation-induced TLI in 365 patients with nasopharyngeal carcinoma undergoing radiotherapy

技术（包括IMRT和VMAT）的鼻咽癌患者，其颞叶的最佳剂量-容积限制尚未完全确定[23]。使用临床剂量学模型和人工智能模型分析数据[24]，为放疗计划提出适当的限制，实现安全的剂量递增。

本研究对鼻咽癌患者的临床特征及剂量学参数进行单因素和多因素分析发现T分期、$D_{1\,cm^3}$、$V_{70\,Gy}$是放射性TLI的独立预测因素。在临床特征统计分析时发现高血压、糖尿病等基础疾病在TLI组与非损伤组间无显著统计学差异，与既往部分研究结果相符。然而在一项基于定量MRI生物标志物和临

床特征预测鼻咽癌放疗患者发生放射性TLI的风险评分模型研究中对439例鼻咽癌患者的临床特征进行多元Cox回归分析显示诊断时的年龄、糖尿病与放射性TLI的发生风险显著相关[25]。研究结果出现分歧，考虑与各组研究纳入人群基线构成、放疗方案、颞叶受照剂量差异等原因造成临床特征与放射性TLI的关联性结果存在区别，提示糖尿病等基础疾病对放射性TLI的影响仍有待更大样本量研究进一步验证。

本研究开发一种临床联合剂量学特征预测鼻咽癌放疗后发生TLI的模型，联合预测模型的AUC值0.853明显高于临床预测模型的AUC值0.635，DCA曲线表明联合模型在阈值范围预测TLI发生的效果更优，模型净收益较大。在实际应用中，医生更关注模型的临床实用性，将临床及剂量学特征中的3个独立危险因素构建联合模型，并绘制列线图。列线图作为一种可视化的方式，直观地呈现鼻咽癌患者放疗后发生TLI的概率，为临床决策提供参考。校准曲线显示列线图的预测结果和实际结果之间一致性较好。以上研究结果表明临床特征联合剂量学特征模型具有更好的临床实用性，帮助临床医生筛选出高危患者，进而为放疗计划的设计提供参考。

本研究尚有一定的不足之处。首先，本研究为单中心回顾性研究，样本量较少且存在正负样本不平衡问题。样本量少、阳性病例占比低，易使模型训练时偏向识别阴性样本，造成特征选择偏倚与模型过拟合，降低模型稳定性与预测可靠性。其次，未开展外部验证评估模型性能，缺少外部数据检验模型的实际应用效能，模型临床实用性仍有待进一步验证。本研究基于临床及剂量学特征构建放射性TLI预测模型，特征数据可从放疗计划系统与电子病历系统中提取，后续可扩大样本量、开展多中心前瞻性研究并完善外部验证，优化模型性能，提升临床应用价值。未来有望将该预测模型嵌入放疗计划系统，在调整照射剂量、优化放疗布野阶段实时评估TLI发生风险，实现放射性TLI的前置预警与精准预防。

利益冲突声明：

所有作者声明无利益冲突。

Conflict of Interests:

The authors declare no conflict of interests.

作者贡献声明：

万丽娟负责数据收集、数据整理、撰写初稿，论文校对和编辑；李金凯负责审阅和编辑；苏国义负责数据收集、数据整理、论文审阅和编辑；胡昊负责数据收集、分析及可视化；唐艳春负责数据收集整理、论文审阅和编辑；吴飞云负责概念、方法设计、论文审阅和编辑。

Author's Contributions:

Wan Lijuan was responsible for data collection, data organization, writing original draft, writing review and editing; Li Jinkai for writing review and editing; Su Guoyi for data collection, data organization, writing review and editing; Hu Hao for data collection, data analysis, data visualization; Tang Yanchun for data collection, data organization, writing review and editing; Wu Feiyun for conceptualization, methodology, writing review and editing.

[参考文献]

[1] SU Z Y, SIAK P Y, LWIN Y Y, et al. Epidemiology of nasopharyngeal carcinoma: current insights and future outlook[J]. Cancer Metastasis Rev, 2024, 43(3): 919-939

[2] OUYANG P Y, ZHANG B Y, GUO J G, et al. Deep learning-based precise prediction and early detection of radiation-induced temporal lobe injury for nasopharyngeal carcinoma[J]. EClinicalMedicine, 2023, 58: 101930

[3] HOU J, HE Y, LI H, et al. Evolution of radiation-induced temporal lobe injury after intensity-modulated radiation therapy in nasopharyngeal carcinoma: a large cohort retrospective study[J]. Radiat Oncol, 2024, 19(1): 9

[4] HE Y Q, WANG T M, YANG D W, et al. A comprehensive predictive model for radiation-induced brain injury in risk stratification and personalized radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma[J]. Radiother Oncol, 2024, 190: 109974

[5] LI Y, GONG F, GUO Y, et al. Predictive accuracy of machine learning for radiation-induced temporal lobe injury in nasopharyngeal carcinoma patients: a systematic review and meta-analysis[J]. Transl Cancer Res, 2023, 12(9): 2361-2370

[6] 李　兵，朱锡旭，於文雪，等. 基于轮廓优化技术在鼻咽癌调强放疗计划设计中的应用[J]. 南京医科大学学报(自然科学版)，2011，31(6)：898-902
LI B, ZHU X X, YU W X, et al. Application of contour optimization technique in intensity-modulated radiotherapy treatment planning for nasopharyngeal carcinoma[J]. Journal of Nanjing Medical University(Natural Sciences), 2011, 31(6): 898-902

[7] GUAN Y, YU B B, LIU S, et al. Research trends of radiation-induced temporal lobe injury in patients with nasopharyngeal carcinoma from 2000 to 2022: a bibliometric analysis[J]. Radiat Oncol, 2023, 18(1): 151

[8] SU S F, HUANG S M, HAN F, et al. Analysis of dosimetric factors associated with temporal lobe necrosis(TLN)in

patients with nasopharyngeal carcinoma（NPC）after intensity modulated radiotherapy[J]. Radiat Oncol，2013，8：17

[9] BENTZEN S M，CONSTINE L S，DEASY J O，et al. Quantitative Analyses of Normal Tissue Effects in the Clinic（QUANTEC）：an introduction to the scientific issues[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys，2010，76（3 Suppl）：S3-S9

[10] WEN D W，LIN L，MAO Y P，et al. Normal tissue complication probability（NTCP）models for predicting temporal lobe injury after intensity-modulated radiotherapy in nasopharyngeal carcinoma：a large registry-based retrospective study from China[J]. Radiother Oncol，2021，157：99-105

[11] BAO D，ZHAO Y，LI L，et al. A MRI-based radiomics model predicting radiation-induced temporal lobe injury in nasopharyngeal carcinoma[J]. Eur Radiol，2022，32（10）：6910-6921

[12] WANG Y X，KING A D，ZHOU H，et al. Evolution of radiation-induced brain injury：MR imaging-based study[J]. Radiology，2010，254（1）：210-218

[13] 区晓敏，杨昭志，周　鑫，等. 放射性脑损伤的研究进展[J]. 中华放射肿瘤学杂志，2026，35（3）：213-222
OU X M，YANG Z Z，ZHOU X，et al. Research progress on radiation-induced brain injury[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology，2026，35（3）：213-222

[14] HOU J，LI H，ZENG B，et al. MRI-based radiomics nomogram for predicting temporal lobe injury after radiotherapy in nasopharyngeal carcinoma[J]. Eur Radiol，2022，32（2）：1106-1114

[15] DONG J，NG W T，WONG C H L，et al. Dosimetric parameters predict radiation-induced temporal lobe necrosis in nasopharyngeal carcinoma patients：a systematic review and meta-analysis[J]. Radiat Oncol，2024，195：110258

[16] OUYANG H，LIU Y，HE X，et al. A comparative study of different parameter estimation methods for predictive models of normal tissue complication probability（NTCP）of radiation-induced temporal lobe injury following intensity-modulated radiotherapy in nasopharyngeal carcinoma[J]. BMC Cancer，2025，25（1）：572

[17] GUAN W，XIE K，FAN Y，et al. Development and validation of a nomogram to predict temporal lobe injury in patients with nasopharyngeal carcinoma after intensity-modulated radiotherapy：a propensity score-matched analysis[J]. Front Oncol，2020，10：1317

[18] WANG L，QIU T，ZHOU J，et al. A pretreatment multiparametric MRI-based radiomics-clinical machine learning model for predicting radiation-induced temporal lobe injury in patients with nasopharyngeal carcinoma[J]. Head Neck，2024，46（9）：2132-2144

[19] WU V W C，TAM S Y. Radiation-induced temporal lobe necrosis in nasopharyngeal cancer patients after radical external beam radiotherapy[J]. Radiat Oncol，2020，15（1）：112

[20] YANG S S，OUYANG P Y，GUO J G，et al. Dosiomics risk model for predicting radiation-induced temporal lobe injury and guiding individual intensity-modulated radiation therapy[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys，2023，115（5）：1291-1300

[21] HUANG L X，YANG Z X，ZENG Z S，et al. MRI-based radiomics models for the early prediction of radiation-induced temporal lobe injury in nasopharyngeal carcinoma[J]. Front Neurol，2023，14：1135978

[22] SUN X，ZHU H，QIAO J，et al. Machine learning-based integration of radiomics and dosiomics for early prediction of radiation-induced temporal lobe injury in nasopharyngeal carcinoma：A multicenter study[J]. J Appl Clin Med Phys，2026，27（1）：e70420

[23] 刘君懿，李　阳，王　力，等. 基于剂量组学模型预测鼻咽癌调强放疗后放射性颞叶损伤[J]. 中华放射肿瘤学杂志，2025，34（3）：240-248
LIU J Y，LI Y，WANG L，et al. Prediction of radiation-induced temporal lobe injury after intensity-modulated radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma based on dosiomics model[J]. Chinese Journal Radiation Oncology，2025，34（3）：240-248

[24] 孟慧慧，余　静，吴飞云，等. 基于临床及MR影像特征评估直肠癌新辅助放化疗疗效的临床研究[J]. 南京医科大学学报（自然科学版），2025，45（4）：443-452
MENG H H，YU J，WU F Y. Clinical study on evaluating the efficacy of neoadjuvant chemoradiotherapy for rectal cancer based on clinical and MR imaging features[J]. Journal of Nanjing Medical University（Natural Science），2025，45（4）：443-452

[25] PAN J，LIANG J，LI Y，et al. Composite quantitative structural magnetic resonance imaging-based risk scoring model for predicting radiation-induced temporal lobe necrosis in nasopharyngeal carcinoma：a novel risk stratification model[J]. Radiat Oncol，2025，20（1）：160

（收稿：2026-05-06；修回：2026-07-14；录用：2026-07-16）
（本文编辑：唐　震）