DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202625494

·论著·

# 基于 MRI 的口咽癌颈部淋巴结转移深度学习影像组学模型的构建

凌航[1],谭平清[1],黄东海[2]

(1. 湖南省肿瘤医院 头颈外科,湖南 长沙 410013; 2. 中南大学湘雅医院 耳鼻咽喉头颈外科,湖南 长沙 410008)

**摘 要: 目的** 旨在构建基于 MRI 的 CET1 及 T2WI 序列口咽癌颈部淋巴结转移的深度学习影像组学(DLR)模型,并评估其临床应用价值。**方法** 本研究纳入 2019 年 7 月—2025 年 10 月湖南省肿瘤医院头颈外科及中南大学湘雅医院耳鼻咽喉头颈外科手术确诊的口咽癌患者 123 例,并按 7∶3的比例分为训练集和测试集。采用 Pyradiomics 和 ResNet101 算法提取所有患者 CET1 及 T2WI 序列的影像组学(Rad)特征和深度学习特征。通过 Spearman 相关性系数和最小绝对收缩和选择算子筛选具有价值的特征,并构建 Rad 和 DLR 模型。采用曲线下面积(AUC)和决策曲线分析对模型的有效性进行评价,DeLong 检验用于比较 Rad 及 DLR 模型 AUC 曲线的差异。**结果** DLR 模型在训练集和测试集中均表现出最佳的性能,在训练集中 AUC 为 0.993(95%*CI*:0.982~1.000),测试集中 AUC 为 0.934(95%*CI*:0.849~1.000)。**结论** 基于 CET1 及 T2WI 的 DLR 模型在术前预测口咽癌淋巴结转移方面具有较好的性能,可以为临床医生制订更精准的个体化治疗策略提供帮助。

**关 键 词**:口咽癌;淋巴结转移;深度学习影像组学;影像组学

**中图分类号**:R739.63

# Construction of deep learning radiomics model for cervical lymph node metastasis of oropharyngeal carcinoma based on MRI

LING Hang[1], TAN Pingqing[1], HUANG Donghai[2]

(1. *Department of Head and Neck Surgery, Hunan Cancer Hospital, Changsha* 410013, *China*; 2. *Department of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery, Xiangya Hospital, Central South University, Changsha* 410008, *China*)

**Abstract: Objective** To construct a deep learning radiomics model based on magnetic resonance imaging (MRI) CET1 and T2WI sequences for predicting cervical lymph node metastasis in oropharyngeal carcinoma. **Methods** This study included 123 patients diagnosed with oropharyngeal cancer through surgery at the Department of Head and Neck Surgery of Hunan Cancer Hospital and the Department of Otorhinolaryngology Head and Neck of Xiangya Hospital, Central South University from July 2019 to October 2025. They were divided into a training set and a test set in a 7∶3 ratio. The Pyradiomics and ResNet101 algorithms were used to extract radiomics features and deep learning features from the MRI CET1 and T2WI sequences of all patients. Valuable features were screened using the Spearman correlation coefficient and the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) to construct a radiomics (Rad) model and a deep learning radiomics (DLR) model. The effectiveness of the models was evaluated using the area under the curve (AUC) and decision curve analysis (DCA). The DeLong test was used to compare the significance of differences in the AUC curves between the Rad and DLR models. **Results** The DLR model demonstrated the best performance in both the training set and the test set, with an AUC of 0.993 (95%*CI*: 0.982~1.000) in the training set and 0.934 (95%*CI*: 0.849~1.000) in the test set. **Conclusions** The DLR model based on CET1 and T2WI sequences shows good performance in predicting lymph node metastasis in oropharyngeal carcinoma before surgery, and can assist clinicians in formulating more precise and individualized treatment strategies.

**Keywords**: Oropharyngeal carcinoma; Lymph node metastasis; Deep learning radiomics; Radiomics

---

基金项目:湖南省卫生健康科研课题(20257924);吴阶平医学基金会科研专项资助基金(320.6750.2025-16-27)。
第一作者简介:凌航,男,博士,住院医师。
通信作者简介:黄东海,男,博士,主任医师;谭平清,男,博士,主任医师。

口咽癌是发生于舌根、扁桃体、口咽侧壁、口咽后壁、软腭的恶性肿瘤，占全身肿瘤的 0.5% 左右[1]。口咽癌的主要危险因素包括吸烟、饮酒、人乳头状瘤病毒（human papilloma virus，HPV）感染等，其中 HPV 感染的口咽癌患者预后较好，5 年生存率较高[2]。口咽癌早期易发生淋巴结转移，往往原发灶较小，但淋巴结转移为 N2 期甚至 N3 期[3]。对于未发生远处转移的口咽癌患者，淋巴结转移仍是最重要的预后因素。此外，10%~40%的口咽癌患者会出现隐匿性淋巴结转移，严重影响临床颈淋巴结阴性患者的生存[4]。

深度学习影像组学（deep learning radiomics，DLR）作为近年来兴起的人工智能技术，已被证实可应用于肿瘤鉴别、淋巴结转移的判断以及分子分型的预测[5-7]。本研究旨在通过 DLR 对口咽癌的淋巴结转移进行预测，进而为临床决策的制订提供辅助，以提高口咽癌患者的生存率。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究对象

本研究回顾性纳入 2019 年 7 月—2025 年 10 月于湖南省肿瘤医院头颈外科及中南大学湘雅医院耳鼻咽喉科就诊，经手术切除及颈部淋巴结清扫术，且术后病理确诊为口咽鳞状细胞癌的患者 123 例。按照 7∶3随机将 123 例入组的口咽癌患者分为训练集 85 例和测试集 38 例。所有患者均进行手术切除，并行颈部淋巴结清扫术，术后病理回报淋巴结转移情况。

### 1.2 纳入及排除标准

纳入标准：①患者于术前 2 周内行 MRI 检查；②术后病理报告为口咽鳞状细胞癌；③所有患者均行颈部淋巴结清扫术。

排除标准：①缺乏完整的病理及病历信息；②缺乏 CET1 或 T2WI 序列的 MRI；③患者既往有化疗、放疗、免疫治疗及颈部手术史。

### 1.3 MRI 图像处理

所有患者头颈部 CET1 及 T2WI 图像来自 GE、Philips、Siemens 3.0T 三种扫描仪。在对所有的图像进行感兴趣区（region of interest，ROI）分割前进行 0.5×0.5×4 $mm^3$ 的体素重采样[8]并利用 N4 偏置场矫正对图像强度不均匀进行修正[9]。

### 1.4 图像分割

头颈部 MRI 图像以 DICOM 格式导出，两名放射科医师使用 ITK-Snap 3.80 软件对 15 例发生转移的患者及 15 例未发生转移的患者沿口咽癌病灶边缘进行 ROI 分割，尽可能避免肿瘤内、外血管、骨质等结构的勾画。通过对两名放射科医师勾画的 ROI 进行特征提取并进行一致性检验（intra-class correlation coefficient，ICC），保留大于 0.75 的特征，再由一名放射科医师进行所有患者的 ROI 分割。

### 1.5 影像组学（radiomics，Rad）及深度学习的特征提取

使用 PyRadiomics 对 CET1 及 T2WI 的图像 ROI 区域进行影像特征提取，共提取了 2 394 个 Rad 特征，包括一阶特征、基于形状的特征和纹理特征。保留 ICC 大于 0.75 的 Rad 特征[10]。裁剪 CET1 及 T2WI 序列 ROI 的最大截面，使用线性插值方法将图像调整为标准的 256×256 像素。采用数据增强策略，包括随机水平和垂直翻转，随机裁剪到 224×224 像素。在 ImageNet 数据集中对 ResNet101 网络进行预训练，随后在训练集上进行迁移学习并提取深度学习特征。我们提取了 2048 个深度学习特征并对深度学习特征进行筛选。

### 1.6 统计学方法

本研究对两个中心的口咽癌患者数据进行整理分析，计数资料使用数量及构成比（%）表示，如性别、吸烟史、饮酒史；计量资料以 $\bar{x}\pm s$ 表示。计数资料组间比较采用 $\chi^2$ 检验或 Fisher 检验，连续资料组间比较采用 Mann-Whitney $U$ 检验或独立样本 $t$ 检验。采用受试者工作特征（receiver operating characteristic，ROC）曲线及曲线下面积（area under the curve，AUC）评估预测模型的性能。采用 DeLong 检验构建 AUC 的 95% 置信区间（$CI$），检验水准 $\alpha=0.05$，以 $P<0.05$ 为差异具有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 口咽癌的一般资料

如表 1 所示，本研究共纳入两家医院的 123 例口咽癌患者，其中男 98 例，女 25 例。训练集及验证集的平均年龄分别为（55.61±10.52）、（57.74±13.01）岁。两组患者在年龄、性别、吸烟史及饮酒史方面的差异均无统计学意义。本研究通过了两家医学中心的伦理委员会审批（No. 2023030632 和 No. SBQLL-2024-064）。

### 2.2 Rad 及深度学习特征筛选

本研究从纳入患者的 CET1 及 T2WI 序列影像

的 ROI 区域中共提取出了 2 394 个 Rad 特征(一阶直方图特征、形状特征、二阶特征)及 2 048 个深度学习特征。经过 ICC 筛选后,保留了 ICC 大于 0.75 的 2 018 个 Rad 特征及 1 987 个深度学习特征。对剩余特征进行 Z-score 标准化及 Spearman 相关性系数筛选,去除 Spearman 系数绝对值大于 0.9 的特征。将保留的 Rad 特征以及深度学习特征进行融合,构建 DLR 特征,并使用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator,LASSO)对 Rad 特征和 DLR 特征进行选择,通过 5 倍交叉验证选择显著可区分的特征。使用随机森林机器学习算法对保留的 Rad 和 DLR 特征分别构建 Rad 模型以及 DLR 模型,见图 1。

**表 1**　训练集和测试集队列的临床特征　[例(%)]

| 变量 | 训练集($n$=85) | | | 测试集($n$=38) | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 无转移 | 转移 | $P$ | 无转移 | 转移 | $P$ |
| 年龄(岁,$\bar{x}\pm s$) | 56.30±9.51 | 55.27±11.00 | 0.66 | 46.25±3.77 | 59.09±13.06 | 0.06 |
| 性别 | | | 0.44 | | | 0.66 |
| 女 | 7(26.92) | 10(16.95) | | 0(0.00) | 8(23.53) | |
| 男 | 19(73.08) | 49(83.05) | | 4(100.00) | 26(76.47) | |
| 吸烟史 | | | 0.31 | | | 0.93 |
| 无 | 13(50.00) | 21(35.59) | | 1(25.00) | 14(41.18) | |
| 有 | 13(50.00) | 38(64.41) | | 3(75.00) | 20(58.82) | |
| 饮酒史 | | | 0.56 | | | 1.00 |
| 无 | 17(65.38) | 33(55.93) | | 1(25.00) | 13(38.24) | |
| 有 | 9(34.62) | 26(44.07) | | 3(75.00) | 21(61.76) | |

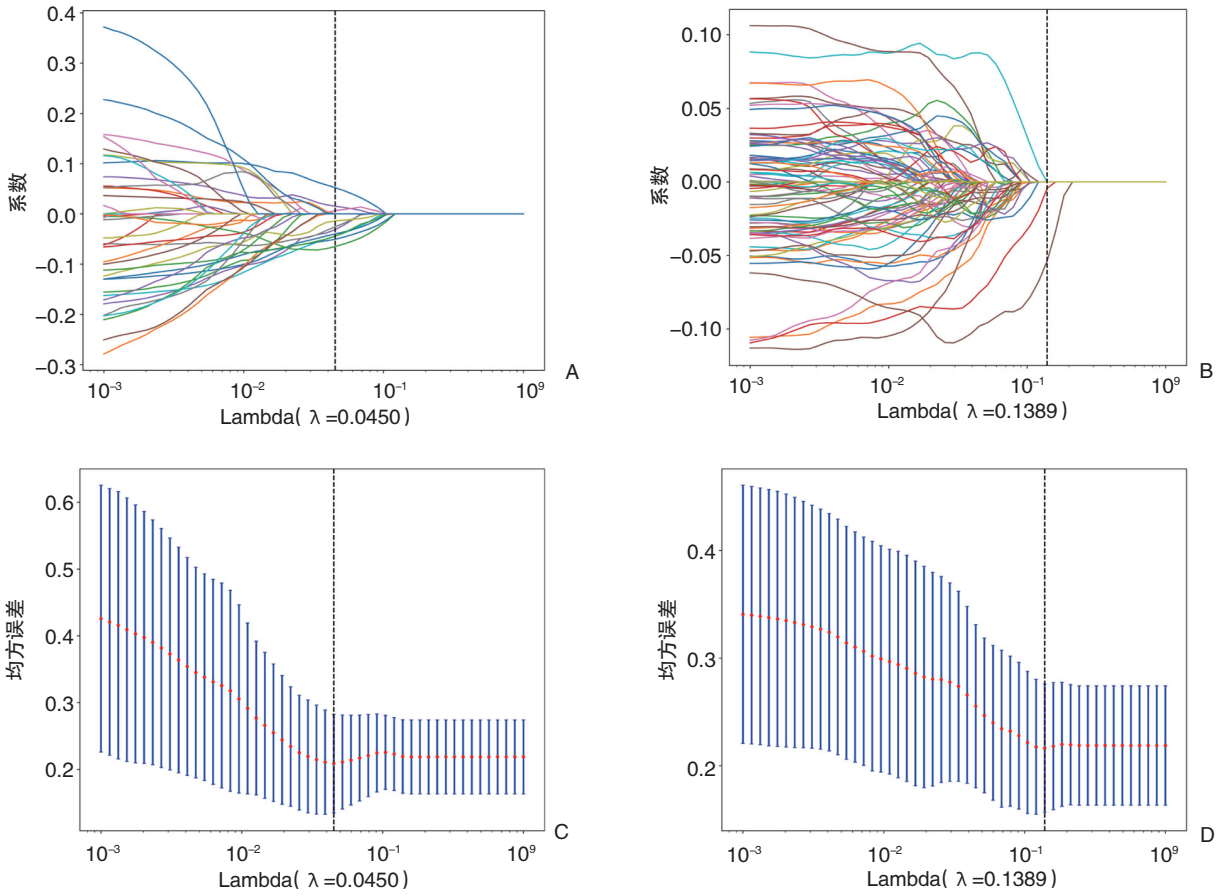



**图 1**　LASSO 回归特征筛选　A:Rad 模型的系数收缩路径曲线;B:DLR 模型的系数收缩路径曲线;C:Rad 模型的交叉验证均方误差曲线;D:DLR 模型的交叉验证均方误差曲线　注:LASSO(最小绝对收缩和选择算子);Rad(影像组学);DLR(深度学习影像组学)。下同。

### 2.3　Rad 模型及 DLR 模型评估

模型的性能评估如图 2 所示。DLR 模型在训练集及测试集中均表现出最高的判别效能，其 AUC 值分别为 0.993 和 0.934，而 Rad 模型虽然在训练集中获得了较高的 AUC（0.935），但在测试集中 AUC 却较低（0.647）。此外，DeLong 检验表明，在测试集中 DLR 模型的 AUC 优于 Rad 模型（图 3）。为了进一步探讨 DLR 与 Rad 模型的优劣，我们通过决策曲线分析对两种模型的差异进行评估，结果表明，DLR 模型仍然优于 Rad 模型（图 4）。

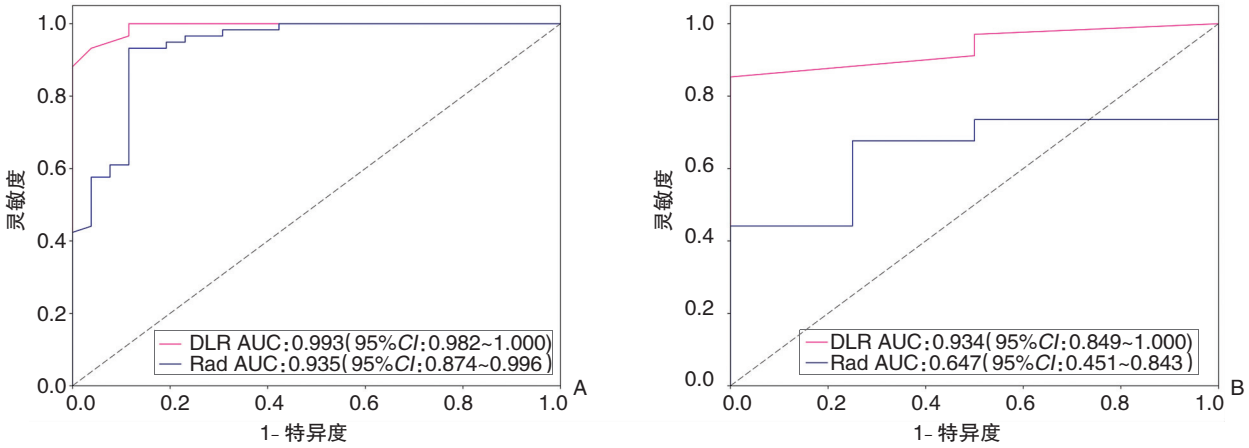



**图 2**　Rad 和 DLR 模型的 ROC 曲线　A：训练集；B：测试集　注：ROC（受试者工作特征）。下同。

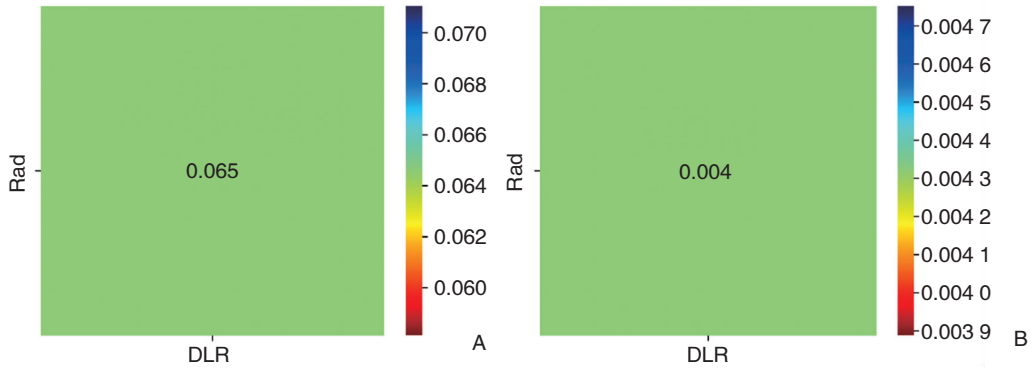
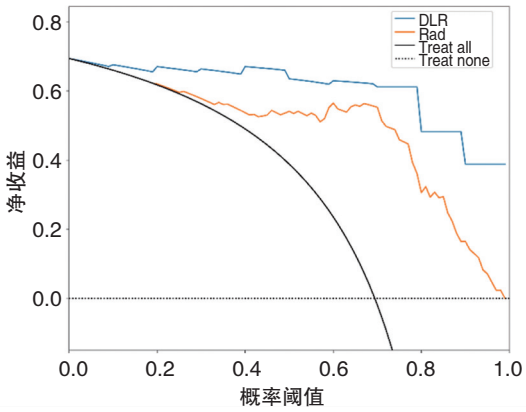



**图 3**　Rad 和 DLR 模型 ROC 曲线的 DeLong 检验结果　A：训练集；B：测试集




注：Treat all（对所有患者进行干预）；Treat none（对所有患者不进行干预）。

**图 4**　Rad 和 DLR 模型的决策曲线分析图

## 3　讨论

本研究通过回顾性收集分析两个大型医学中心口咽癌患者的 CET1 及 T2WI 序列影像资料，对肿瘤原发灶进行 ROI 分割及特征提取，构建了 Rad 和 DLR 模型，并对口咽癌患者术前淋巴结转移情况进行预测。结果表明，DLR 模型较传统 Rad 模型在口咽癌患者淋巴结转移评估中诊断效能更佳。

目前对口咽癌颈部淋巴结处理的主要方案是颈淋巴结清扫术。53%～80% 的口咽鳞状细胞癌存在淋巴结转移，但淋巴结转移与肿瘤位置、大小、浸润深度、病理分型以及 HPV 状态等诸多因素相关，因

此术前进行准确判断十分困难[11]。正电子发射计算机断层显像(positron emission tomography-computed tomography, PET-CT)可提供淋巴结形态及代谢活性的信息,有助于淋巴结转移的检测,且阴性预测值为 87%~95%[12-13]。但是在检测亚厘米级或微转移性淋巴结时,炎症性和感染性淋巴结也会严重影响 PET-CT 对淋巴结转移情况的判断,导致灵敏度显著降低[14]。颈部淋巴结转移情况的准确评估对于临床决策的制订尤为重要,目前迫切需要一项简便且准确的技术对口咽癌患者的颈部淋巴结转移情况进行预测,以改善诊疗现状。

目前,传统 Rad 及深度学习技术均已广泛应用于医学影像数据的模型构建。传统 Rad 通过提取医学图像中的人工设计特征以捕获图像中的异质性,将影像学特征与结果进行结合构建预测模型,更具有可解释性,但泛化能力差,尤其是对多中心数据的泛化能力差。而深度学习则是一个特征与结果端到端的学习过程,将图像作为输入,将临床结果作为输出,得到非线性、多层次的深度学习网络,对高维度数据的处理能力更强,更能捕捉复杂的空间和语义信息[15]。近年来,医学影像人工智能技术倾向于融合医学影像的 Rad 特征和深度学习特征进行联合分析及模型构建,以提高模型的可解释性、准确性,并减少小样本的过拟合风险。本研究使用 ResNet101 提取复杂的卷积特征与人工设计的影像特征融合,构建 DLR 模型,提高模型在测试集上的准确性,并减少模型的过拟合。

目前,基于 Rad 提取的深度学习特征预测口咽癌淋巴结转移的研究较少。Lan 等[16]提取 CET1 及 T2WI 两种序列的 Rad 特征以及深度学习特征,构建早期口咽癌以及口咽癌隐匿性颈部淋巴结转移的预测模型。其中 ResNet50 DL 模型在训练集、验证集以及测试集中表现最佳,然而不同部位的头颈鳞癌 Rad 特征差异存在统计学意义,并且影响预测模型的准确度[17]。此外,一项基于增强 CT 的 DLR 研究也得到了令人满意的预测结果[18]。然而,该模型在训练集与测试集中的 AUC 值均略低于本研究的结果。这可能归因于两方面因素:首先,MRI 相较于 CT 具有更优的软组织分辨率,可能使肿瘤原发灶的 ROI 勾画更为准确;其次,本研究融合了 CET1 和 T2WI 双序列信息,所提取的特征可能更为丰富。

尽管本模型展现了良好的性能,但本研究仍存在以下几点局限性:首先,作为一项回顾性研究,其结果可能受到选择偏倚的影响。其次,虽然研究整合了双中心数据,但由于口咽癌发病率相对较低、样本量有限,为保障模型构建的稳定性,目前仅设置了训练集与内部验证集,尚未在独立的外部队列中进行验证。最后,本研究的肿瘤原发灶勾画完全依赖于手动分割,这可能引入观察者间的主观差异。尽管我们已对勾画一致性进行了评估,但该差异仍可能影响特征的稳定性。在后续工作中,我们将探索使用半自动或自动分割方法,以期提高模型的可重复性与稳定性。

综上所述,本研究构建的融合传统 Rad 特征与深度学习特征的 DLR 模型,能够较为准确地预测口咽癌患者的颈部淋巴结转移状态,是一种具有潜力的无创影像学评估方法。本研究结果为口咽癌的个体化治疗决策提供了潜在的影像学生物标志物与参考依据。

作者贡献声明:凌航负责文稿撰写、图表绘制、数据采集、统计分析、实验操作、文献检索、证据评价;黄东海和谭平清负责论文构思、课题设计、文稿校对、文章修改、课题指导。

利益冲突声明:所有作者均声明无任何利益冲突。

**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] Li J C, Zhuo F, Wang X J, et al. Clinical data, survival, and prognosis of 426 cases of oropharyngeal cancer: a retrospective analysis[J]. Clin Oral Investig, 2023, 27(11): 6597-6606.

[3] Koyfman S A, Ismaila N, Crook D, et al. Management of the neck in squamous cell carcinoma of the oral cavity and oropharynx: ASCO clinical practice guideline[J]. J Clin Oncol, 2019, 37(20): 1753-1774.

[4] Seethala R R. Current state of neck dissection in the United States[J]. Head Neck Pathol, 2009, 3(3): 238-245.

[5] Le Y Y, Zhu H J, Ye C J, et al. CT radiomics analysis discriminates pulmonary lesions in patients with pulmonary MALT lymphoma and non-pulmonary MALT lymphoma[J]. Methods, 2024, 224: 54-62.

[6] Luo X M, Zheng R Y, Zhang J, et al. CT-based radiomics for predicting Ki-67 expression in lung cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. Front Oncol, 2024, 14: 1329801.

[7] Zheng Y L, Zhou D, Liu H, et al. CT-based radiomics analysis of

different machine learning models for differentiating benign and malignant parotid tumors[J]. Eur Radiol, 2022, 32(10): 6953-6964.

[8] Depeursinge A, Foncubierta-Rodriguez A, Van De Ville D, et al. Three-dimensional solid texture analysis in biomedical imaging: review and opportunities[J]. Med Image Anal, 2014, 18(1): 176-196.

[9] Tustison N J, Avants B B, Cook P A, et al. N4ITK: improved N3 bias correction[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2010, 29(6): 1310-1320.

[10] Wang T T, She Y L, Yang Y, et al. Radiomics for survival risk stratification of clinical and pathologic stage IA pure-solid non-small cell lung cancer[J]. Radiology, 2022, 302(2): 425-434.

[11] Marur S, D'Souza G, Westra W H, et al. HPV-associated head and neck cancer: a virus-related cancer epidemic[J]. Lancet Oncol, 2010, 11(8): 781-789.

[12] Lowe V J, Duan F H, Subramaniam R M, et al. Multicenter trial of [18F]fluorodeoxyglucose positron emission tomography/computed tomography staging of head and neck cancer and negative predictive value and surgical impact in the N0 neck: results from ACRIN 6685[J]. J Clin Oncol, 2019, 37(20): 1704-1712.

[13] Zhao G, Sun J L, Ba K, et al. Significance of PET-CT for detecting occult lymph node metastasis and affecting prognosis in early-stage tongue squamous cell carcinoma[J]. Front Oncol, 2020, 10: 386.

[14] Kim SJ, Pak K, Kim K. Diagnostic accuracy of F-18 FDG PET or PET/CT for detection of lymph node metastasis in clinically node negative head and neck cancer patients: A systematic review and meta-analysis[J]. Am J Otolaryngol, 2019, 40(2): 297-305.

[15] Wei P. Radiomics, deep learning and early diagnosis in oncology [J]. Emerg Top Life Sci, 2021, 5(6): 829-835.

[16] 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.

[17] Katsoulakis E, Yu Y, Apte A P, et al. Radiomic analysis identifies tumor subtypes associated with distinct molecular and microenvironmental factors in head and neck squamous cell carcinoma [J]. Oral Oncol, 2020, 110: 104877.

[18] Jiang T Z, Wang H X, Li J, et al. Development and validation of a CT-based deep learning radiomics signature to predict lymph node metastasis in oropharyngeal squamous cell carcinoma: a multicentre study[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2025, 54(1): 77-87.

(收稿日期:2025-12-23)

**本文引用格式**:凌航,谭平清,黄东海. 基于MRI的口咽癌颈部淋巴结转移深度学习影像组学模型的构建[J]. 中国耳鼻咽喉颅底外科杂志, 2026,32(4):83-88. DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202625494

***Cite this article as***: LING Hang, TAN Pingqing, HUANG Donghai. Construction of deep learning radiomics model for cervical lymph node metastasis of oropharyngeal carcinoma based on MRI[J]. Chin J Otorhinolaryngol Skull Base Surg, 2026,32(4):83-88. DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202625494