头颈部影像学

基于多模态影像组学联合机器学习模型预测甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的价值

郭建峰,宋鑫洋,沈天赐,杜梦颖,纪旭东,杨峰

【摘要】 目的:构建基于超声、CT 影像组学联合机器学习模型,探讨其预测甲状腺乳头状癌 (PTC)颈部淋巴结转移(CLNM)的价值。方法:回顾性搜集 198 例经手术病理证实的 PTC 患者,其中 CLNM 组 97 例, 无 CLNM 组 101 例, 所有患者术前均接受甲状腺超声和增强 CT 扫描, 按照 7:3 的比 例随机分为训练集和测试集。采用单因素和多因素回归分析 PTC 患者发生 CLNM 的临床独立风险因 素,构建临床风险模型。基于超声和 CT 图像提取并筛选最优影像组学特征,分别使用逻辑回归(LR)、 支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、极度随机树(ET)、K 邻近算法(KNN)、XGBoost、监督学习集成模 型(Light GBM)、前馈神经网络多层感知器(MLP)等 8 个机器学习模型构建 PTC 患者 CLNM 影像组 学预测模型。绘制受试者工作特征(ROC)曲线评估模型效能,筛选出最优影像组学模型联合临床风险 模型构建诺模图,应用决策曲线分析(DCA)对比不同模型的临床获益。结果:临床影像特征中年龄、肿 瘤最大直径、超声报告淋巴结状态和 CT 报告淋巴结状态被筛选出来作为临床独立风险因素(P< 0.05)。从超声和 CT 图像中分别筛选出 14 个和 12 个影像组学特征。8 个机器学习模型中 SVM 模型表 现最优,其预测 CLNM 状态的 AUC 在训练集为 0.951(95%CI:0.920~0.982),测试集为 0.857(95% CI:0.764~0.950)。由临床模型和多模态影像组学模型构建的诺模图具有更好的预测效能,其预测 CLNM 状态的 AUC 在训练集为 0.960(95% CI:0.933~0.987),测试集为 0.890(95% CI:0.812~ 0.968)。DCA显示诺模图具有较高的临床净收益。结论:基于多模态影像组学联合机器学习模型可以 更准确地预测 PTC 患者是否发生 CLNM,具有一定的临床应用价值。

【关键词】 甲状腺乳头状癌;淋巴结转移;影像组学;机器学习;体层摄影术,X线计算机;超声检查 【中图分类号】R736.1;R814.42;R445.1 【文献标志码】A

【文章编号】1000-0313(2024)09-1152-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2024.09.006

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



The value of predicting cervical lymph node metastasis in papillary thyroid carcinoma based on multimodal radiomics combined with machine learning model GUO Jian-feng, SONG Xin-yang, SHEN Tianci, et al. Department of Radiology, Xiangyang No.1 People's Hospital Affiliated to Hubei University of Medicine, Hubei 441000, China

[Abstract] Objective: To construct a combined machine learning model based on ultrasound (US) and computed tomography (CT) radiomics, and explore its predictive value for cervical lymph node metastasis (CLNM) in papillary thyroid carcinoma (PTC). Methods: One hundred and ninetyeight patients with PTC confirmed by surgery and pathology were retrospectively collected, including 97 patients in the CLNM group and 101 patients in the non-CLNM group. All patients underwent preoperative thyroid US and contrast—enhanced CT scans, and were randomly divided into a training set and testing set in a 7:3 ratio. Univariate and multivariate regression analyses were performed to identify independent clinical risk factors for CLNM in PTC, and a clinical risk model was constructed. Optimal radiomics features were extracted and selected from US and CT images. Eight machine learning models, including logistic regression (LR), support vector machine (SVM), random forest (RF), extra

作者单位:441000 湖北,湖北医药学院附属襄阳市第一人民医院放射科(郭建峰、宋鑫洋、沈天赐、杜梦颖、杨峰),超声科(纪 旭东) **作者简介**, 郭建峰(1000-) 用 湖北黄冈人 硕士研究生 主两世重项部 购部影像公帐工作

作者简介:郭建峰(1999-),男,湖北黄冈人,硕士研究生,主要从事颈部、胸部影像诊断工作。

通讯作者:杨峰,E-mail:Haitang76@163.com

基金项目:湖北医药学院研究生科技创新项目(YC2023050);湖北省"323"攻坚行动襄阳市第一人民医院重点专项科研基金项目(XYY2022-323);襄阳市第一人民医院科技创新项目(XYY2023SD18)

Trees (ET),K-nearest neighbor algorithm (KNN),XGBoost,light gradient boosting machine (Light GBM), and multi-layer perceptron (MLP), were used to construct a CLNM radiomics prediction model for PTC patients. Receiver operating characteristic (ROC) curves were generated to evaluate model performance. The optimal radiomics model combined with the clinical risk model was used to develop a nomogram, and decision curve analysis (DCA) was applied to compare the clinical benefits of different models. **Results**: Age, maximum tumor diameter, US-reported lymph node status, and CT-reported lymph node status were identified as independent clinical risk factors (P < 0.05). Fourteen and twelve radiomics features were selected from US and CT images, respectively. The SVM model performed best among the eight machine learning models, with an AUC of 0.951 (95% CI:0.920~0.982) in the training set and an AUC of 0.857 (95% CI:0.764~0.950) in the testing set. The nomogram constructed combined the clinical model and multimodal radiomics model had better predictive performance, with an AUC of 0.960 (95% CI:0.933~0.987) in the training set and 0.890 (95% CI:0.812~0.968) in the testing set.DCA revealed that the nomogram provided a high clinical net benefit. **Conclusion**: The combination of multimodal radiomics and machine learning models can more accurately predict CLNM in patients with PTC, which has certain clinical application value.

[Key words] Papillary thyroid carcinoma; Lymph node metastasis; Radiomics; Machine learning; Tomography, X-ray computed; Ultrasound

根据全球癌症数据报告显示,甲状腺癌居恶性肿 瘤发病率第7位,近些年来呈明显上升趋势,其中甲状 腺乳头状癌(papillary thyroid carcinoma, PTC)的发 病率居首位^[1],虽然 PTC 的临床进展缓慢,但是好发 颈部淋巴结转移(cervical lymph node metastasis, CLNM)^[2-4]。目前研究表明 PTC 发生中央区淋巴结 转移是疾病预后的一个重要危险因素[5,6],淋巴结转 移状态决定手术方案的制定[7]。传统影像学检查方 法,如超声、CT 在 PTC 的 LNM 术前检测中敏感度较 低(10.5%~61.0%)[8],因此,目前临床制定精细化手 术方案存在挑战。影像组学作为新型发展的诊疗方 式,通过纹理定量分析能够获取高通量的医学图像信 息,捕捉图像深层次的纹理特征,已经在肺癌、乳腺癌 等领域得到应用^[9,10]。机器学习通过迭代算法对高维 数据进行汇总分析的技术,对处理非线性特征具有先 天优势,已经广泛应用于医疗研究领域[11],目前基于 超声联合 CT 预测 PTC 患者 CLNM 的研究成果较 少^[12]。因此,本研究尝试构建基于超声、CT 影像组学 联合机器学习模型,旨在探讨其预测 PTC 颈部淋巴结 转移的价值。

材料与方法

1. 病例资料

回顾性搜集 2019 年 3 月-2023 年 5 月于湖北医 药学院附属襄阳市第一人民医院影像科行增强 CT 检 查和超声检查,并经手术病理证实的 198 例 PTC 患者 的临床和影像资料。病例纳入标准:①术前一周内进 行增强 CT 和超声检查;②术后病理结果为 PTC;③进 行术中颈部淋巴结清扫;④CT 和超声检查前未行活 检、放疗、化疗等治疗。病例排除标准:①肿瘤直径< 5 mm;②图像质量不佳;③存在其他恶性肿瘤病史。 198 例 PTC 患者中淋巴结转移组 97 例,无淋巴结转 移组 101 例,按照 7:3 的比例随机分为训练集和测试 集。搜集的临床资料包括年龄、性别、钙化、纵横比、肿 瘤最大直径、超声报告及 CT 报告淋巴结状态(CT 报 告提示:"结节内点状钙化"、"不均匀强化"、"短轴> 10 mm"、"球形";超声报告提示:"微钙化"、"缺乏脂肪 门"、"存在外周血流"、"囊性成分不均匀"、"圆形",满 足以上 1 种及以上特征则认为淋巴结转移阳性^[13])。 本研究经过医院伦理委员会批准,豁免患者知情同意 权。

2.检查方法

所有患者均在术前一周内进行增强 CT 和超声检查。CT 扫描采用 Toshiba 320 排螺旋 CT 扫描仪,对 患者进行颈部常规薄层平扫和增强扫描。扫描参数: 管电压 120 kV,管电流 150~300 mAs,层厚 5 mm,并 行 1 mm 薄层重建,层间距 1 mm;窗宽 350 HU,窗位 50 HU。增强扫描采用非离子型对比剂碘海醇(含碘 300 mg/mL),剂量 1 mL/kg,注射流率 1 mL/s,监测 主动脉阈值,阈值达到 180 HU 触发扫描,延迟 48 s 行 静脉期扫描。超声扫描采用三星麦迪逊 RS80A,频率 5~15 mHz,依次检查患者甲状腺两侧叶、峡部及颈部 淋巴结状态,采取多切面扫查病灶。

3.图像勾画和特征提取

首先对超声和 CT 图像进行 Z-score 标准化到同一尺度,然后由 2 位分别工作 4 年及 10 年的影像科医

生采用双盲法分别对导入 3D slicer5.30 软件的超声图像(最大直 径切面)和 CT 平扫图像 PTC 原 发病灶区域进行 ROI 分割(图 1), 使用 Python3.9.5 的 Pyradiomics 包提取传统影像组学特征,采用组 内相关系数评价 2 位影像科医师 勾画的超声特征和 CT 特征的一 致性,剔除一致性系数小于 0.75 的特征。

4.特征筛选和机器学习模型 构建

特征筛选包括以下步骤:①将 提取的影像组学特征进行 Z-score 正则化处理;②通过 t 检验或U检 验保留与淋巴结转移相关的显著 特征(P<0.05);③使用皮尔逊 (Pearson)相关系数分析特征之间 的关系,针对相关性较高(相关系 数> 0.9)的特征对,两者保留其 一;④最后采用最小绝对值选择与 收缩算子(least absolute selection

and shrinkage operator, LASSO)算法对影像组学特 征进行降维,通过十倍交叉验证法确定最佳 log(λ)值, 筛选相应的最佳特征。对筛选出来的影像组学特征分 别使用逻辑回归(logistic regression, LR)、支持向量 机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)、K 邻近(K-nearest neighbor, KNN)、Extra Trees、XGBOOST、监督学习集成模型(light gradient boosting machine, Light GBM)、前馈神经网络 多层感知器(multi-layer perceptron, MLP)等 8 个机 器学习方法构建模型,筛选出最优模型,对比分析多模 态模型与单模态模型的优劣。

5.统计学分析

采用 SPSS 26.0、R4.2.2 软件进行统计学分析和 构建临床风险模型。符合正态分布的计量资料以均值 ±标准差表示,组间比较采用 t 检验;偏态分布的计量 资料以中位数(上、下四分位数)表示,组间比较采用 U 检验。计数资料的组间比较采用 X² 检验。对单因素 分析结果中差异有统计学意义的临床风险指标进行多 因素分析,筛选出 PTC 患者 CLNM 的临床独立风险 因素,构建临床模型,并将临床模型与影像组学模型联 合构建诺模图(nomogram),绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线,计算曲线 下面积(area under curve, AUC)以评估各模型预测 PTC 患者 CLNM 的效能,由最大化的约登指数确定 模型的诊断阈值,应用决策曲线分析(decision curve analysis,DCA)对比不同模型之间的临床获益,绘制联 合模型诺模图将结果可视化。以 P<0.05 为差异有 统计学意义。

结 果

1.临床特征模型

在 PTC 患者 CLNM 训练组与测试组中,年龄、最 大长径、超声和 CT 报告的淋巴结状态差异有统计学 意义(P<0.05),其余临床特征差异无统计学意义 (P>0.05,表1);经共线性分析,最终将年龄、肿瘤最 大直径、超声报告淋巴结状态和 CT 报告淋巴结状态 作为临床独立危险因素,使用 logistic 回归建立临床 模型。ROC 曲线分析结果显示,临床模型预测 CLNM 状态的 AUC 值在训练集和测试集分别为 0.770(95% CI: 0.690~0.850)和 0.747(95% CI: 0.624~0.871),诊断阈值在训练集和测试集分别为 0.498、0.747。

2.影像组学特征筛选

对提取的 3121 个多模态影像组学特征进行 Zscore 正则化处理后,使用 t 检验或 U 检验进行分析, 同时进行 Pearson 相关系数分析。通过 LASSO 回归 并经过十折交叉验证,确定最佳的 log(λ)值作为惩罚 系数(图 2、3)。最终,筛选得到 14 个超声和 12 个 CT 影像组学特征(图 4)。







图 2 在训练组中采用 LASSO 算法筛选最佳影像组学特征,垂直虚线代表最佳 Lambda 值对应的 Log 值。 图 3 基于训练集数据中所选取的 26 个纹理特征在数据收束过程中的变化图,虚线所在部位是基于十倍交 叉验证 Lambda 值截取。 图 4 筛选出的最佳影像组学特征及相关系数图,共 26 个特征(超声特征 14 个, CT 特征 12 个)。 图 5 8 个机器学习模型在测试集中预测 PTC 患者 CLNM 状态的 ROC 曲线。 图 6 a)训练集中临床模型、影像组学模型及诺模图预测 CLNM 状态的 ROC 曲线;b)测试集中临床模型、影 像组学模型及诺模图预测 CLNM 状态的 ROC 曲线。

特征	PTC 患者颈部;	212 / . /		
	未转移组 (n=101)	转移组 (n=97)	ンズ/ <i>t</i> / <i>Z</i> 値	P 值
年龄(岁)	53(45,57)	42(33,51)	-5.047	<0.001
肿瘤最大直径(cm)	1.0(0.7,1.4)	1.4(1.0,1.9)	-4.521	< 0.001
性别(例)			0.250	0.617
女	83	77		
男	18	20		
钙化(例)			0.164	0.686
无钙化	56	51		
钙化	45	46		
纵横比(例)			0.764	0.382
<1	35	28		
>1	66	69		
CT 报告(例)			47.24	<0.001
未转移	99	56		
转移	2	41		
超声报告(例)			24.666	<0.001
未转移	95	64		
杜弦	6	22		

表1 淋巴结转移组与非转移组患者的临床影像特征比较

注:年龄、最大长径等不符合正态分布的计量数据以中位数表示(括号内为上、下四分位数)。

3.机器学习模型构建及评估

将筛选出来的影像组学特征分别使用 8 个机器学 习分类器构建 8 个机器学习模型(表 2、图 5),其中 SVM 模型表现出了最佳的预测效能,其预测 CLNM 状态的 AUC 在训练集为 0.951(95% CI:0.920~ 0.982),测试集为 0.857(95% CI:0.764~0.950),显著 优于其他 7 个机器学习模型。将多模态 SVM 模型分 别与单模态 SVM 模型对比(表 3),超声和 CT 单模态 SVM 模型预测 CLNM 状态的 AUC 在训练集分别为 0.915(95%:CI 0.869~0.960)、0.875(95%CI:0.818~ 0.931),测试集分别为 0.826(95%CI:0.718~0.933)、 0.771(95%CI:0.651~0.890),结果表明结合了多模态 影像组学特征的 SVM 模型较单模态模型拥有更优秀 的预测效能。

4.临床模型及影像组学模型预测效能对比

将临床模型和基于 SVM 构建的影像组学模型通

表 2 多模态机器学习模型效能评估

描 刑	训练集					测试集				
侠至	AUC(95%CI)	阈值	准确度	敏感度	特异度	AUC(95%CI)	阈值	准确度	敏感度	特异度
LR	0.890(0.837~0.942)	0.445	0.812	0.859	0.770	0.798(0.685~0.910)	0.195	0.750	0.848	0.630
SVM	0.951(0.920~0.982)	0.431	0.884	0.922	0.851	0.857(0.764~0.950)	0.409	0.800	0.848	0.741
Random Forest	$1.000(1.000 \sim 1.000)$	0.500	1.000	0.922	0.662	0.702(0.571~0.832)	0.400	0.650	0.455	0.923
KNN	0.869(0.813~0.925)	0.400	0.783	1.000	1.000	0.739(0.617~0.860)	0.600	0.635	0.788	0.481
Extra Trees	$1.000(1.000 \sim 1.000)$	1.00	1.000	1.000	1.000	0.718(0.587~0.849)	0.400	0.717	0.879	0.519
XGBoost	$1.000(1.000 \sim 1.000)$	0.680	1.000	1.000	1.000	0.654(0.514~0.794)	0.561	0.633	0.515	0.778
Light GBM	0.954(0.922~0.984)	0.483	0.906	0.906	0.905	0.685(0.547~0.823)	0.391	0.683	0.788	0.556
MLP	0.869(0.811~0.927)	0.492	0.804	0.766	0.838	0.782(0.661~0.903)	0.429	0.750	0.727	0.808

表 3 单模态机器学习模型效能评估

模型		训练集	:				测试集	:		
	AUC(95%CI)	阈值	准确度	敏感度	特异度	AUC(95%CI)	阈值	准确度	敏感度	特异度
超声-SVM	0.915(0.869~0.960)	0.411	0.841	0.938	0.757	0.826(0.718~0.933)	0.409	0.817	0.818	0.815
CT-SVM	0.875(0.818~0.931)	0.461	0.783	0.896	0.676	0.771(0.651~0.890)	0.473	0.733	0833	0.633

过 logistic 回 归构 建诺模 图 (Nomogram), 其预测 CLNM 状态的 AUC 在训练集和验证集分别为 0.960 (95% CI: 0.933~0.987)、0.890 (95% CI: 0.812~ 0.968, 图 6), 在训练集和测试集中诊断阈值分别为 0.499、0.595。DCA 结果显示影像组学模型和诺模图 模型在预测 PTC 患者 CLNM 状态的临床净收益明显 高于临床模型(图 7), 最后绘制联合模型诺模图将结 果可视化(图 8)。

讨论

本研究基于超声联合 CT 影像组学结合多种机器 学习模型术前预测 PTC 患者 CLNM 状态,结果表明 超声联合 CT 的多模态模型的预测效能得到显著提 高,优于临床模型和单模态模型,有助于临床医生尽早 识别发生颈部淋巴结转移的患者,对其制定个性化手 术方案及干预措施以改善患者预后。本研究首次将 CT 与超声图像特征联合并运用机器学习算法构建模 型,并且得到了较高的预测效能。

超声和 CT 等传统影像学检查方法是目前临床上 诊断 PTC 患者 CLNM 状态的首选方式,但对于转移 性淋巴结的诊断敏感度较低,研究者们尝试从各种临 床影像信息中寻找出淋巴结转移的危险因素。本研究 首先采用统计学的方法对超声和 CT 报告的淋巴结状 态进行分析,结果显示超声和 CT 报告在评估淋巴结 状态上具有统计学差异,这与 Tong 等^[14]的研究结果 相一致;张煜等^[15]研究发现年龄、性别、肿瘤最大直径 等为 PTC 患者发生 CLNM 的独立危险因素,本研究 经过共线性分析后显示无统计学意义,考虑可能与超 声报告、CT 报告淋巴结状态等强相关特征影响有关, 最终还是将年龄、肿瘤最大直径、超声报告和 CT 报告 淋巴结状态一起作为独立危险因素构建临床模型。

影像组学能够从图像中提取肉眼无法识别的高通 量纹理特征,目前已广泛应用于临床研究,由于传统影 像学检查方法对转移性淋巴结的诊断敏感度较低,所 以本研究尝试将甲状腺肿瘤原发病灶作为 ROI 量化 与 CLNM 相关的特征。本研究通过特征筛选后保留 了 14 个超声特征和 12 个 CT 特征,超声特征中小波 特征(wavelet)占比最高(9/14),CT 特征中 3D 特征 和灰度特征占比最高(9/12),提示多模态模型中 CT 和超声组学各自最优特征不同,存在优势互补的关系。



图 7 临床模型、影像组学模型及诺模图预测 PTC 患者 CLNM 状态的决策曲线。 图 8 包含临床模型及 影像组学模型的联合模型诺模图。 除此之外,本研究还发现在正相关特征中权重排名前 5 的主要是超声特征,负相关特征中权重排名前 5 的 主要是 CT 特征,说明超声特征可能与预测 PTC 患者 CLNM 相关性高,而 CT 特征则与预测排除 PTC 患者 CLNM 相关性高。

机器学习算法已经广泛应用于构建肿瘤影像预测 模型,帮助临床医生根据影像信息做出决策,为患者制 定个性化治疗或手术方案。本研究选取的 8 个机器学 习方法在医学和生物学领域得到广泛应用,这些算法 对于相同类型的数据和特征具有不同的适应性;通过 比较它们在特定任务上的表现,我们选择了表现最佳 的算法来构建模型,以确保最佳的预测效果。由于机 器学习模型的训练集往往过拟合,因此我们通过比较 每种模型测试集的 AUC 值来评估模型预测 PTC 患 者 CLNM 状态的效能,结果显示 SVM 模型的 AUC 值最高,这与杨进军等^[16]的研究结果相同。SVM 模 型在经典机器学习模型中 AUC 值最高,笔者分析可 能原因如下:①SVM 对小样本数据处理能力更强,最 终决策函数只是由少数支持向量所决定,避免了"数据 灾难";②少数支持向量决定了最终结果,不但可以帮 助我们抓住样本关键,而且具有良好的鲁棒性;③ SVM 模型在处理线性不可分数据上具有良好的泛化 能力。

本研究采用了超声联合 CT 特征进行建模,从中 筛选出各自强相关特征进行建模,构建的多模态模型 的预测效能和敏感度显著优于超声和 CT 各自单模态 模型,能够为 PTC 患者提供更精确可靠的预测结果。 本研究基于临床模型和影像组学模型构建了联合模型 (nomogram),决策分析曲线表明联合模型能够进一 步提高临床获益,最后,我们绘制了联合模型诺模图将 结果可视化,能够辅助临床医生进行决策。

本研究存在以下局限性:①超声病灶 ROI 选择最 大切面,并不能反映病灶整体的纹理信息,利用多切面 图像进行分析结果可能更有说服力:②由于对比剂弥 散速率的个体差异,不同患者的增强 CT 图像会存在 较大异质性,本研究仅选择在平扫 CT 图像上勾画 ROI,后续将继续进行增强图像研究:③本研究为单中 心回顾性研究,需要多中心样本来进行外部验证和前 瞻性研究;④本研究采用半自动勾画,需要消耗大量时 间在图像勾画上,未来将应用深度学习的自动分割算 法进行图像分割。

综上所述,基于多模态影像组学联合机器学习模型可以更准确地预测 PTC 患者是否发生 CLNM,具有一定临床应用价值。

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] Haugen BR, Alexander EK, Bible KC, et al. 2015 American Thyroid Association Management Guidelines for Adult Patients with Thyroid Nodules and Differentiated Thyroid Cancer: The American Thyroid Association Guidelines Task Force on Thyroid Nodules and Differentiated Thyroid Cancer[J]. Thyroid, 2016, 26(1): 1-133.
- [3] Lan X, Sun W, Zhang H, et al. A meta-analysis of central lymph node metastasis for predicting lateral involvement in papillary thyroid carcinoma[J]. Otolaryngol Head Neck Surg, 2015, 153(5): 731-738.
- [4] Park JH, Lee YS, Kim BW, et al. Skip lateral neck node metastases in papillary thyroid carcinoma[J]. World J Surg, 2012, 36(4):743-747.
- [5] Spinelli C, Tognetti F, Strambi S, et al. Cervical lymph node metastases of papillary thyroid carcinoma, in the central and lateral compartments, in children and adolescents; predictive factors[J].
 World J Surg, 2018, 42(8):2444-2453.
- [6] Lee YC, Na SY, Park GC, et al. Occult lymph node metastasis and risk of regional recurrence in papillary thyroid cancer after bilateral prophylactic central neck dissection: A multi-institutional study [J].Surgery,2017,161(2):465-471.
- [7] Cooper DS, Doherty GM, Haugen BR, et al. Revised American thyroid association management guidelines for patients with thyroid nodules and differentiated thyroid cancer [J]. Thyroid, 2009, 19 (11):1167-1214.
- [8] Yang SY, Shin JH, Hahn SY, et al. Comparison of ultrasonography and CT for preoperative nodal assessment of patients with papillary thyroid cancer: diagnostic performance according to primary tumor size[J]. Acta Radiol, 2020, 61(1): 21-27.
- [9] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J].J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495.
- [10] 张文,何兰,范志豪,等.基于术前分期 CT 的影像组学标签预测 三阴性乳腺癌[J].放射学实践,2019,34(9):947-951.
- [11] Gould MK, Huang BZ, Tammemagi MC, et al. Machine learning for early lung cancer identification using routine clinical and laboratory data[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2021, 204(4): 445-453.
- [12] 赵泓博,尹昳丽,刘畅,等.基于 CT 双期增强影像组学预测甲状 腺乳头状癌淋巴结转移[J].放射学实践,2021,36(4):458-463.
- [13] 黄云霞,周瑾,刘桐桐,等.超声影像组学与传统影像模式对甲状腺乳头状癌颈部中央区淋巴结转移的诊断价值比较[J].中华超 声影像学杂志,2019,28(10):882-887.
- [14] Tong Y, Li J, Huang Y, et al. Ultrasound-based radiomic nomogram for predicting lateral cervical lymph node metastasis in papillary thyroid carcinoma [J]. Acad Radiol, 2021, 28(12): 1675-1684.
- [15] 张煜,时晶晶,丁金旺,等.甲状腺乳头状癌患侧中央区大容量淋巴结转移的临床危险因素分析[J].中华内分泌外科杂志,2023, 17(1):34-39.
- [16] 杨进军,卢天宇,班允清.CT影像组学联合机器学习模型术前预测甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移[J].实用放射学杂志,2022, 38(10):1582-1585.