

· 临床研究 ·

影像组学与深度学习模型预测甲状腺乳头状癌¹³¹I 治疗疗效的可行性分析张乐乐¹ 陆路² 葛昭³ 李宁¹ 黄劲铨¹ 牟兴宇¹ 付巍¹¹桂林医学院附属医院核医学科, 桂林 541000; ²广西壮族自治区人民医院核医学科, 南宁 530021; ³山东大学齐鲁医院(青岛)核医学科, 青岛 266000

通信作者: 付巍, Email: 13977385850@126.com

【摘要】 目的 探讨影像组学、深度学习及两者联合模型在预测甲状腺乳头状癌(PTC)患者¹³¹I 辅助治疗疗效中的应用价值。**方法** 回顾性分析 2018 年 1 月至 2023 年 3 月间在桂林医学院附属医院接受首次¹³¹I 治疗的 131 例 PTC 患者[男 38 例、女 93 例, 年龄 41(33, 48)岁]临床及影像资料, 按 8:2 比例随机分为训练集(105 例)和测试集(26 例)。使用多因素 logistic 回归分析筛选临床特征, 以确定影响¹³¹I 治疗疗效的独立预测因子。从患者的增强 CT 中提取影像组学特征和深度学习特征, 并将两者联合, 使用极端随机树(ExtraTrees)算法构建影像组学、深度学习及联合模型, 通过 AUC 评估各模型的预测能力, 采用 Delong 检验比较不同模型的 AUC。**结果** 多因素 logistic 回归分析表明, 较高的¹³¹I 治疗前刺激性甲状腺球蛋白(ps-Tg)水平[比值比(OR)=1.060, 95% CI: 1.025~1.095, P=0.004]和双侧病灶(OR=5.085, 95% CI: 1.452~17.814, P=0.033)是影响中高危 PTC 患者¹³¹I 治疗疗效的独立预测因子。在训练集中, 影像组学模型和联合模型 AUC 分别为 0.853 和 0.880, 显著高于深度学习模型(AUC=0.711; Z 值: 2.48, 3.09, P 值: 0.013, 0.002), 而影像组学模型和联合模型之间的差异无统计学意义(Z=0.51, P=0.610)。在测试集中, 影像组学模型、深度学习模型和联合模型的 AUC 分别为 0.746、0.624 和 0.876, 其中联合模型的 AUC 高于影像组学模型和深度学习模型(Z 值: 2.05、1.99, P 值: 0.040、0.047)。**结论** 联合模型在预测 PTC 患者¹³¹I 治疗疗效方面优于单独的影像组学模型和深度学习模型。

【关键词】 甲状腺肿瘤; 放射疗法; 碘放射性同位素; 甲状腺球蛋白; 影像组学; 深度学习; 预测
DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20240904-00312

Feasibility analysis of radiomics and deep learning models in predicting the efficacy of ¹³¹I therapy for papillary thyroid cancerZhang Lele¹, Lu Lu², Ge Zhao³, Li Ning¹, Huang Jinqian¹, Mu Xingyu¹, Fu Wei¹¹Department of Nuclear Medicine, Affiliated Hospital of Guilin Medical University, Guilin 541000, China;²Department of Nuclear Medicine, People's Hospital of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530021, China; ³Department of Nuclear Medicine, Qilu Hospital of Shandong University, Qingdao 266000, China

Corresponding author: Fu Wei, Email: 13977385850@126.com

【Abstract】 Objective To explore the application value of radiomics, deep learning, and their combined models in predicting the efficacy of radioiodine adjuvant therapy in patients with papillary thyroid cancer (PTC). **Methods** A retrospective analysis was conducted on the clinical and imaging data of 131 PTC patients (38 males, 93 females; age 41(33, 48) years) who received first ¹³¹I treatment at the Affiliated Hospital of Guilin Medical University from January 2018 to March 2023. Patients were randomly divided into a training set (n=105) and a test set (n=26) at the ratio of 8:2. Multivariate logistic regression analysis was used to screen clinical features to determine independent predictors affecting the efficacy of ¹³¹I therapy. Radiomics and deep learning features were extracted from the enhanced CT scans and were combined by using the extremely randomized trees (ExtraTrees) algorithm to construct radiomics, deep learning, and combined models. The predictive abilities of the models were evaluated by AUC, and the Delong test was applied to compare the difference between AUCs. **Results** Higher pre-ablation stimulated thyroglobulin (ps-Tg) levels (odds ratio(OR)=1.060, 95% CI: 1.025–1.095, P=0.004) and bilateral lesions (OR=5.085, 95% CI: 1.452–17.814, P=0.033) were independent predictors of the efficacy of ¹³¹I therapy in intermediate to high-risk PTC patients. In the training set, the radiomics model (AUC=0.853) and combined model (AUC=0.880) significantly outperformed the deep learning model (AUC=0.711; Z values: 2.48, 3.09, P values: 0.013, 0.002), while there was no statistically significant difference between the radiomics and combined models (Z=0.51, P=0.610). In the test set, AUCs of the radiomics, deep learn-

ing, and combined models were 0.746, 0.624, and 0.876, respectively, and the AUC of the combined model was higher than that of the radiomics model or deep learning model (Z values: 2.05, 1.99, P values: 0.040, 0.047). **Conclusion** The combined model demonstrates superior performance over the standalone radiomics model and deep learning model in predicting the efficacy of ^{131}I treatment in PTC patients.

【Key words】 Thyroid neoplasms; Radiotherapy; Iodine radioisotopes; Thyroglobulin; Radiomics; Deep learning; Forecasting

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20240904-00312

近年来,甲状腺乳头状癌(papillary thyroid cancer, PTC)的发病率呈逐年上升趋势^[1]。尽管早期筛查技术的进步显著提升了 PTC 的诊断和治疗水平,但部分中高危患者在接受常规治疗后仍面临复发或转移的风险,这类患者通常需要接受 ^{131}I 辅助治疗(radioiodine adjuvant therapy, RAT)以降低复发的可能性^[2]。然而, ^{131}I 治疗疗效因个体差异而异,因此在治疗前准确预测疗效反应成为临床实践中的重要挑战。

传统的疗效评估方法主要依赖于患者的基本临床特征,如年龄、性别、肿瘤分期等,但这些指标在疗效预测中的准确性有限^[3]。近年来,影像组学和深度学习技术在肿瘤研究中得到广泛应用^[4-6]。影像组学可从颈部增强 CT 中提取高通量定量特征,而深度学习能够提取更深层次的特征,两者均有助于提示肿瘤的异质性,并与治疗反应密切相关。

本研究基于影像组学、深度学习及两者联合模型,探讨其在预测 PTC 患者 RAT 疗效中的应用价值。

资料与方法

1.研究对象。回顾性分析 2018 年 1 月至 2023 年 3 月期间在桂林医学院附属医院接受首次 ^{131}I 治疗的 PTC 患者的完整资料。纳入标准:术后首次接受 ^{131}I 治疗,符合中高危 PTC 诊断标准,并有完整的临床数据。排除标准:(1)年龄低于 18 岁;(2)合并有其他肿瘤病史;(3)影像资料伪影较多或边界不清。最终共 131 例患者纳入研究,其中男 38 例、女 93 例,年龄 41(33,48)岁;按 8:2 比例随机划分为训练集(105 例)和测试集(26 例)。收集患者临床资料,包括血清学、组织病理学、影像学检查结果。本研究已获得桂林医学院附属医院伦理委员会批准(批件号:2023IITLL-15)。

2.增强 CT 扫描方法。所有患者术前行甲状腺增强 CT 扫描(64 排螺旋 CT,美国 GE 公司),参数设置如下:管电压 120 kV,管电流 100 mA,层厚及层间距均为 5 mm,重建间隔 1.25 mm,扫描视野宽度 24 cm。

3. RAT。患者停用左甲状腺素钠片后,遵循低碘饮食,并根据 2015 年美国甲状腺协会(American

Thyroid Association, ATA)指南^[7]及个体情况接受 3 700~5 550 MBq ^{131}I 治疗,剂量由 2 名主治医师决定。对于 ^{131}I 治疗后全身显像(post-treatment whole-body scan, Rx-WBS)检测到功能性病变的患者,在 6 个月内接受清除手术不能切除的转移灶(简称清灶)治疗;否则接受长期促甲状腺激素(thyroid stimulating hormone, TSH)抑制治疗,并随访检测甲状腺球蛋白(thyroglobulin, Tg)水平及进行颈部超声检查。

4.随访结局。结合生化和影像学结果,将患者疗效反应分为疗效满意(excellent response, ER)、疗效不确切(indeterminate response, IDR)、生化疗效不佳(biochemical incomplete response, BIR)和结构性疗效不佳(structural incomplete response, SIR)^[8]。根据治疗结果将患者分为 ER 组和 non-ER 组(IDR+BIR+SIR)。

5.图像分割与特征提取。术前增强 CT 图像[医学数字成像和通信(digital imaging and communications in medicine, DICOM)格式]通过 3D-Slicer(5.4.0 版)手动勾画原发病灶,三维分割后保存为神经影像信息技术倡议(neuroimaging informatics technology initiative, NII)格式。使用 Onekey AI 平台提取影像组学特征(几何、强度、纹理特征^[9],共 1 834 个)及深度学习特征。深度学习模型采用预训练的 ResNet101,输入数据为最大 ROI 裁剪区域。模型通过交叉熵损失函数优化(学习率 0.1,Adam 优化器,500 周期,批次 50),训练后固定参数,从倒数第二层提取 2 048 个深度学习特征。

6.特征降维。将提取的影像组学特征、深度学习特征和两者联合特征进行 Z -score 归一化处理。首先,对所有特征进行 Mann-Whitney U 检验筛选出 P 值小于 0.05 的特征;其次,使用 Spearman 秩相关分析评估特征间的相关性,保留相关系数小于 0.9 的特征,以减少多重共线性问题;最后,采用最小绝对收缩与选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法进一步降维。在此过程中,结合五折交叉验证以选择最佳正则化参数,确保模型的稳定性和特征选择的可靠性。最终分别筛选出 11、15 和 13 个影像组学特征、深度学习特征和

联合特征用于建模。

7.机器学习模型构建。使用极端随机树(extremely randomized trees, ExtraTrees)方法分别构建影像组学、深度学习和二者联合模型。通过 AUC、特异性及准确性评价各模型的诊断效能,采用 Delong 检验比较不同 AUC。

8.统计学分析。采用 IBM SPSS Statistics 26.0 及 Python(3.5.6 版本)软件进行统计学分析。不符合正态分布的定量资料以 $M(Q_1, Q_3)$ 表示,2 组间比较采用 Mann-Whitney U 检验;定性资料以频数(百分比)表示,2 组间比较采用 χ^2 检验或 Mann-Whitney U 检验。采用单因素或多因素 logistic 回归筛选独立预测因子。 $P<0.05$ 表示差异有统计学意义(双侧检验)。

结 果

1.一般资料。ER 组 70 例,non-ER 组 61 例,2 组

患者的 N 分期、ATA 初始分层、是否多灶性、是否中央区淋巴结转移、中央区淋巴结转移是否超过 5 个、是否侧颈淋巴结清扫、是否双侧病灶及¹³¹I 治疗前刺激性 Tg(pre-ablation stimulated Tg, ps-Tg)水平的差异有统计学意义(χ^2 值:4.24~26.40, Z 值:-7.08、-3.53,均 $P<0.05$),余指标差异均无统计学意义(χ^2 值:0.18~2.80, Z 值:-1.54~0.72,均 $P>0.05$)。具体结果见表 1。

2. Logistic 回归分析(表 2)。较高的 ps-Tg 水平[比值比(odds ratio, OR)=1.060,95% CI:1.025~1.095, $P=0.004$]和双侧病灶(OR=5.085,95% CI:1.452~17.814, $P=0.033$)是影响中高危 PTC 患者¹³¹I 治疗疗效反应的独立预测因子。

3.机器学习模型效能。3 种模型在训练集和测试集中的预测效能见表 3。在训练集中,影像组学模型和联合模型 AUC 显著高于深度学习模型($Z=2.48, P=0.013; Z=3.09, P=0.002$),而影像组学模

表 1 ER 组与 non-ER 组中高危甲状腺乳头状癌患者的临床资料比较

组别	例数	年龄 [岁; $M(Q_1, Q_3)$]		性别(例)		AJCC 分期(例)			T 分期(例)				N 分期(例)			脉管侵犯(例)	
				男	女	I	II	III	1	2	3	4	0	1	2	无	有
non-ER 组	61	42(33,49)		19	42	53	7	1	41	16	3	1	14	32	15	57	4
ER 组	70	40(33,47)		19	51	66	3	1	41	16	11	2	2	32	36	69	1
检验值		0.72 ^a		0.25		0.72 ^a			-1.17 ^a				-3.53 ^a			2.34	
P 值		0.471		0.614		0.151			0.174				<0.001			0.126	

组别	甲状腺包膜侵犯(例)		ATA 初始分层(例)		多灶性(例)		中央区淋巴结转移(例)		中央区淋巴结转移超过 5 个(例)		中央颈部淋巴结清扫(例)		侧颈淋巴结清扫(例)	
	无	有	中危	高危	无	有	无	有	否	是	无	有	无	有
non-ER 组	30	31	49	12	38	23	16	45	39	22	1	60	42	19
ER 组	37	33	25	45	31	39	2	68	27	43	2	68	34	36
检验值	0.18		26.40		4.24		15.02		8.39		0.22		5.50	
P 值	0.675		<0.001		0.039		<0.001		0.004		0.642		0.019	

组别	双侧病灶(例)		腺外侵犯(例)		合并桥本甲状腺炎(例)		结节性甲状腺肿(例)		肿瘤最大径 [cm; $M(Q_1, Q_3)$]	ps-Tg [μg/L; $M(Q_1, Q_3)$]
	否	是	无	有	否	是	否	是		
non-ER 组	47	14	57	4	58	3	36	25	1.5(0.8,2.5)	2.8(1.6,4.6)
ER 组	38	32	59	11	65	5	51	19	1.7(1.2,2.5)	18.2(7.9,39.8)
检验值	7.41		2.70		0.28		2.80		-1.54 ^a	
P 值	0.006		0.101		0.596		0.094		0.123	

组别	TSH [mU/L; $M(Q_1, Q_3)$]	TgAb [kU/L; $M(Q_1, Q_3)$]	甲状腺动静态显像(例)		Rx-WBS 提示甲状腺残留(例)		Rx-WBS 提示淋巴结转移(例)	
			无甲状腺残留	有甲状腺残留	否	是	否	是
non-ER 组	75.9(62.2,100.0)	11.1(10.0,13.9)	17	44	0	61	56	5
ER 组	84.9(63.5,100.0)	12.0(10.0,15.2)	23	47	2	68	59	11
检验值	-0.98 ^a	-1.18 ^a	0.38		0.99		1.72	
P 值	0.320	0.231	0.536		0.999		0.190	

注:^a为 Z 值,余检验值为 χ^2 值;ER 为疗效满意,AJCC 为美国癌症联合委员会,ATA 为美国甲状腺协会,ps-Tg 为¹³¹I 治疗前刺激性甲状腺球蛋白,TSH 为促甲状腺激素,TgAb 为甲状腺球蛋白抗体,Rx-WBS 为¹³¹I 治疗后全身显像

型和联合模型之间的 AUC 差异无统计学意义 ($Z = 0.51, P = 0.610$)。在测试集中,联合模型的 AUC 高于影像组学模型和深度学习模型 ($Z = 2.05, P = 0.040$; $Z = 1.99, P = 0.047$)。

讨 论

目前,PTC 的治疗策略主要包括手术切除、 ^{131}I 治疗和 TSH 抑制治疗^[10]。根据 ^{131}I 治疗目的的不同,可分为清除手术后残留的甲状腺组织(简称清甲)治疗、辅助治疗和清灶治疗,清甲和清灶治疗方法具有明确的目标,并已得到广泛认可^[8];而 RAT 的目的是清除术后隐匿的、可疑的亚临床病灶,其适应证和推荐剂量仍有争议^[11]。ATA 指南指出,对于中危 PTC 患者,可根据其手术记录、组织病理学检查、血清学检查及影像学检查考虑给予 RAT;对于高危 PTC 患者,推荐行 RAT^[7]。目前除了术后不明原因高 Tg 血症患者 ($\text{Tg} > 10 \mu\text{g/L}$) 有前瞻性研究支持 RAT 外^[12],对于中危患者是否能够从 RAT 中获益仍存在争议。基于这一争议,本研究尝试利用影像组学和深度学习特征预测中高危 PTC 患者接受 ^{131}I 治疗疗效的可行性,并将影像组学与深度学习技术相结合,以提高对中高危 PTC 患者接受 ^{131}I 治疗疗效预测能力,为个体化治疗方案的制定提供了新的视角。

影像组学通过术前颈部增强 CT 提取高通量、定量的特征,揭示肉眼难以察觉的肿瘤异质

性^[13-15]。本研究采用 ResNet101 模型作为深度学习特征提取的基础,利用残差网络结构有效解决了深层卷积神经网络中精度退化的问题。深度学习进一步捕捉了高维数据的抽象特征,与传统影像组学特征形成互补,显著提高了预测准确性。这一结果与既往研究一致,即联合多种影像特征可提升预测效能^[16-18]。

在当前的甲状腺癌研究领域,影像组学和机器学习主要应用于疾病诊断和风险评估^[19]。如在甲状腺结节良恶性鉴别方面,Guo 等^[20]对 2 423 例患者的回顾性数据进行分析,并利用机器学习模型进行良恶性鉴别,显示了其在辅助诊断中的潜力和有效性。在预测 PTC 淋巴结转移方面,陈海兵等^[21]的研究将极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法与 CT 影像数据相结合构建了一个预测模型,用于预测甲状腺癌颈部淋巴结转移,并证实了其高预测精度和显著的临床应用潜力。该领域的研究还包括预测甲状腺癌患者的无病生存率及癌症的侵袭性。尽管已有研究探讨了 RAT 对预后的影响,但深入分析其预测效果的研究仍然不足。Iizuka 等^[22]对 80 例接受甲状腺全切术的 PTC 患者进行 RAT 效果评估,重点分析了治疗后患者的生存率和复发情况。该研究虽然揭示了 ^{131}I 治疗的临床效益,但并未使用广泛的预测模型来进一步精细化治疗效果的预测与分析。

本研究尝试利用影像组学和深度学习特征,探

表 2 131 例中高危 PTC 患者 ^{131}I 治疗疗效反应单因素、多因素 logistic 回归分析结果

变量	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
ps-Tg 水平 ($\mu\text{g/L}$)	1.047	1.022~1.071	0.001	1.060	1.025~1.095	0.004
N 分期 (0/1/2)	1.436	1.127~1.828	0.014	0.699	0.202~2.413	0.634
中央区淋巴结转移(无/有)	1.571	1.101~2.243	0.037	0.785	0.211~2.915	0.761
中央区淋巴结转移超过 5 个(否/是)	1.882	1.149~3.083	0.035	1.283	0.485~3.391	0.674
多灶性(无/有)	1.938	1.168~3.216	0.032	0.500	0.166~1.508	0.301
侧颈淋巴结清扫(无/有)	2.071	1.213~3.540	0.025	1.188	0.356~3.963	0.814
双侧病灶(否/是)	3.000	1.533~5.871	0.007	5.085	1.452~17.814	0.033

注:PTC 为甲状腺乳头状癌,ps-Tg 为 ^{131}I 治疗前刺激性甲状腺球蛋白,OR 为比值比

表 3 3 种模型在训练集和测试集中高危 PTC 患者中的预测效能

分组	模型类别	AUC	95% CI	特异性	准确性
训练集 ($n = 105$)	影像组学模型	0.853	0.776~0.931	79.2% (42/53)	80.0% (84/105)
	深度学习模型	0.711	0.623~0.798	95.8% (23/24)	63.8% (67/105)
	联合模型	0.880	0.818~0.943	83.3% (50/60)	80.0% (84/105)
测试集 ($n = 26$)	影像组学模型	0.746	0.545~0.946	12/13	69.2% (18/26)
	深度学习模型	0.624	0.440~0.808	13/13	53.8% (14/26)
	联合模型	0.876	0.732~1.000	10/13	84.6% (22/26)

注:括号中为例数比

索术前增强 CT 图像在预测甲状腺术后 PTC 患者接受 RAT 疗效中的可行性。在单因素和多因素 logistic 回归分析中,本研究发现术前 ps-Tg 水平较高和双侧病灶是影响 RAT 疗效的独立危险因素,这与已有文献的结果相符^[23-24]。一项研究纳入 254 例 ps-Tg 大于 10 $\mu\text{g/L}$ 但无结构明显病变的分化型甲状腺癌患者进行综合评估发现,有 81.9% 的患者处于非结构性不完全缓解状态^[12],这提示较高的 ps-Tg 水平可能反映了不理想的术后实时疾病状态,对于预测 RAT 疗效具有指导作用。双侧病灶是多灶性的一种独特亚型,多项研究表明肿瘤大小、多中心性、甲状腺被膜侵犯和颈部淋巴结转移是与双侧病灶发生相关的显著危险因素^[3]。这一发现进一步强调了将临床和影像特征结合以提高预测准确性的重要性。未来的研究将整合手术方式、淋巴结清扫范围、¹³¹I 剂量等多种临床因素,构建更全面的多模态预测模型,为临床决策提供更个性化的支持。

本研究存在一些局限性。首先,因样本量有限且分布不均,模型的准确性及其泛化能力的验证可能受到影响。此外,该模型缺乏外部验证,限制了其在不同人群或独立数据集中的泛化评估。为了提高研究结果的通用性和准确性,未来研究应扩大样本规模并进行多中心合作。由于其回顾性设计,可能存在数据不完整的情况,应通过前瞻性研究设计或加强数据监测来克服这一问题。此外,肿瘤区域手动分割和特征提取可能带来操作者偏差,影响分析的标准化。尽管特征选择通过 LASSO 算法进行了优化,深度学习模型的所谓“黑盒”特性仍可能限制其在临床应用中的透明性和可解释性。提高模型的透明性和可解释性将提升医疗专业人员和患者对这些先进技术的信任,促进其更广泛的接受和应用。这些改进将使未来研究能更有效地挖掘人工智能在医疗健康领域的潜力,为患者提供更精准和个性化的治疗方案。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 张乐乐:研究设计、研究实施、论文撰写;陆路、葛昭:研究设计、研究实施、论文修改;李宁、黄劲铨:数据收集整理、统计学分析;牟兴宇:研究设计与指导;付巍:研究指导、论文审阅

参 考 文 献

- [1] 渠宁,王钰婷,马奔,等. 2022 年度甲状腺癌研究及诊疗新进展[J]. 中国癌症杂志, 2023, 33(5): 423-430. DOI: 10.19401/j.cnki.1007-3639.2023.05.001.
Qu N, Wang YT, Ma B, et al. Advances in basic research, clinical diagnosis and treatment of thyroid cancer in 2022[J]. China Oncol, 2023, 33(5): 423-430. DOI: 10.19401/j.cnki.1007-3639.2023.05.001.
- [2] 中国临床肿瘤学会核医学专家委员会,中国临床肿瘤学会甲状腺癌专家委员会,中华医学会核医学分会,等.放射性碘难治性分化型甲状腺癌诊治管理指南(2024 版)[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2024, 44(6): 359-372. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20240125-00034.
Nuclear Medicine Expert Committee of Chinese Society of Clinical Oncology, Thyroid Cancer Expert Committee of Chinese Society of Clinical Oncology, Chinese Society of Nuclear Medicine, et al. Management guidelines for radioactive iodine-refractory differentiated thyroid cancer (2024 edition) [J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2024, 44(6): 359-372. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20240125-00034.
- [3] 王裕,谭海龙,常实.中危和高危复发风险的甲状腺乳头状癌放射性碘治疗的有效性分析[J]. 中华内分泌外科杂志, 2024, 18(1): 40-44. DOI: 10.3760/cma.j.cn.115807-20230730-00033.
Wang Y, Tan HL, Chang S. Analysis of the effectiveness of radioiodine therapy for papillary thyroid cancer at intermediate and high risk of recurrence[J]. Chin J Endocr Surg, 2024, 18(1): 40-44. DOI: 10.3760/cma.j.cn.115807-20230730-00033.
- [4] Jiang Y, Zhou K, Sun Z, et al. Non-invasive tumor microenvironment evaluation and treatment response prediction in gastric cancer using deep learning radiomics[J]. Cell Rep Med, 2023, 4(8): 101146. DOI: 10.1016/j.xcrm.2023.101146.
- [5] 曾钰灏,葛昭,崇维霞,等.基于深度学习及 Delta 影像组学的唾液腺显像在甲状腺癌术后及¹³¹I 治疗后唾液腺损伤评估中的价值[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2024, 44(2): 68-73. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20230919-00052.
Zeng YL, Ge Z, Chong WX, et al. Value of salivary gland imaging based on deep learning and Delta radiomics in evaluation of salivary gland injury following ¹³¹I therapy post thyroid cancer surgery[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2024, 44(2): 68-73. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20230919-00052.
- [6] 牟玮,田捷. PET/CT、SPECT/CT 影像组学:沟通宏观影像和微观分子的桥梁[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2024, 44(2): 65-67. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20231212-00134.
Mu W, Tian J. Radiomics in PET/CT and SPECT/CT: the bridge between macroscopic images and microscopic molecules[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2024, 44(2): 65-67. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20231212-00134.
- [7] 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. DOI: 10.1089/thy.2015.0020.
- [8] 中华医学会核医学分会. ¹³¹I 治疗分化型甲状腺癌指南(2021 版)[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2021, 41(4): 218-241. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20201113-00412.
Chinese Society of Nuclear Medicine. Guidelines for radioiodine therapy of differentiated thyroid cancer (2021 edition) [J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 41(4): 218-241. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20201113-00412.
- [9] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J]. J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495. DOI: 10.2967/jnumed.118.222893.
- [10] 中国医师协会外科医师分会甲状腺外科医师委员会,中国研究型医院学会甲状腺疾病专业委员会.分化型甲状腺癌术后管理

- 中国专家共识(2020 版)[J].中国实用外科杂志, 2020, 40(9): 1021-1028. DOI:10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2020.09.04.
- Chinese Thyroid Association, Chinese College of Surgeons Chinese Medical Doctor Association; Chinese Research Hospital Association Thyroid Disease Committee. Expert consensus on postoperative management of differentiated thyroid cancer (2020 edition) [J]. Chin J Pract Surg, 2020, 40(9): 1021-1028. DOI:10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2020.09.04.
- [11] Sun YQ, Sun D, Zhang X, et al. Radioiodine adjuvant therapy in differentiated thyroid cancer: an update and reconsideration [J]. Front Endocrinol (Lausanne), 2022, 13: 994288. DOI:10.3389/fendo.2022.994288.
- [12] Cheng L, Sa R, Luo Q, et al. Unexplained hyperthyroglobulinemia in differentiated thyroid cancer patients as an indication for radioiodine adjuvant therapy: a prospective multicenter study [J]. J Nucl Med, 2021, 62(1): 62-68. DOI:10.2967/jnumed.120.243642.
- [13] 彭丹, 吕璐, 孙鹏飞. 影像组学在宫颈癌中的研究进展 [J]. 国际肿瘤学杂志, 2024, 51(8): 532-537. DOI: 10.3760/cma.j.cn371439-20240304-00089.
- Peng D, Lyu L, Sun PF. Research progress of radiomics in cervical cancer [J]. J Int Oncol, 2024, 51(8): 532-537. DOI: 10.3760/cma.j.cn371439-20240304-00089.
- [14] Qi YJ, Su GH, You C, et al. Radiomics in breast cancer: current advances and future directions [J]. Cell Rep Med, 2024, 5(9): 101719. DOI:10.1016/j.xcrm.2024.101719.
- [15] Warkentin MT, Al-Sawaihey H, Lam S, et al. Radiomics analysis to predict pulmonary nodule malignancy using machine learning approaches [J]. Thorax, 2024, 79(4): 307-315. DOI:10.1136/thorax-2023-220226.
- [16] Li M, Jin YM, Zhang YC, et al. Radiomics for predicting perineural invasion status in rectal cancer [J]. World J Gastroenterol, 2021, 27(33): 5610-5621. DOI:10.3748/wjg.v27.i33.5610.
- [17] 兰晓莉. “智慧影像”——智取肿瘤精准诊疗的未来 [J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2021, 41(8): 450-453. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20210717-00238.
- Lan XL. "Smart image": take the future tumor accurate diagnosis and treatment [J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 41(8): 450-453. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20210717-00238.
- [18] 袁权, 吴树剑, 范莉芳, 等. 基于 MRI 深度迁移学习影像组学术前预测直肠癌脉管浸润的研究 [J]. 磁共振成像, 2025, 16(1): 54-60. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.01.009.
- Yuan Q, Wu SJ, Fan LF, et al. A study on preoperative prediction of rectal cancer vascular invasion using MRI-based deep transfer learning radiomics [J]. Chin J Magn Reson Imaging, 2025, 16(1): 54-60. DOI:10.12015/issn.1674-8034.2025.01.009.
- [19] 何海军, 杨斌. 影像组学在甲状腺癌诊疗中的应用研究 [J]. 中国中西医结合影像学杂志, 2024, 22(2): 231-235. DOI: 10.3969/j.issn.1672-0512.2024.02.023.
- He HJ, Yang B. Application study of radiomics in the diagnosis and treatment of thyroid cancer [J]. Chin Imaging J Integr Tradit West Med, 2024, 22(2): 231-235. DOI: 10.3969/j.issn.1672-0512.2024.02.023.
- [20] Guo YY, Li ZJ, Du C, et al. Machine learning for identifying benign and malignant of thyroid tumors: a retrospective study of 2,423 patients [J]. Front Public Health, 2022, 10: 960740. DOI: 10.3389/fpubh.2022.960740.
- [21] 陈海兵, 卫亚楠, 许晓泉, 等. 基于 XGBoost 人工智能结合 CT 构建甲状腺癌颈部淋巴结转移预测模型 [J]. 山东大学耳鼻喉眼学报, 2020, 34(3): 40-45. DOI: 10.6040/j.issn.1673-3770.1.2020.031.
- Chen HB, Wei YN, Xu XQ, et al. Prediction of cervical lymph node metastasis in papillary thyroid cancer based on XGBoost artificial intelligence and enhanced computed tomography [J]. J Otolaryngol Ophthalmol Shandong Univ, 2020, 34(3): 40-45. DOI:10.6040/j.issn.1673-3770.1.2020.031.
- [22] Iizuka Y, Katagiri T, Ogura K, et al. Recurrence-free survival and prognosis after adjuvant therapy with radioactive iodine-131 in patients with differentiated thyroid carcinoma [J]. Sci Rep, 2023, 13(1): 10795. DOI:10.1038/s41598-023-37899-z.
- [23] 李奕璇, 郑晨曦, 饶茂华, 等. 中危甲状腺乳头状癌患者手术及¹³¹I 治疗后临床转归的影响因素分析 [J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2023, 43(9): 538-542. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20220506-00142.
- Li YX, Zheng CX, Rao MH, et al. Analysis of influencing factors of clinical outcome after surgery and ¹³¹I treatment in patients with moderate-risk papillary thyroid cancer [J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2023, 43(9): 538-542. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20220506-00142.
- [24] 贾朝阳, 李德宇, 王森, 等. PsTg 联合淋巴结转移率在甲状腺乳头状癌患者¹³¹I 治疗预后中的应用价值 [J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2023, 43(7): 407-411. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20211231-00457.
- Jia CY, Li DY, Wang S, et al. Application value of psTg combined with lymph node ratio in prognosis of papillary thyroid cancer patients treated with ¹³¹I [J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2023, 43(7): 407-411. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20211231-00457.

(收稿日期:2024-09-04)