

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

曾钰瀧 葛昭 崇维霞 秦杰 莫碧云 付巍
桂林医学院附属医院核医学科, 桂林 541000
通信作者: 付巍, Email: 13977385850@126.com

【摘要】 **目的** 探讨基于深度学习及 Delta 影像组学的唾液腺显像在评估甲状腺癌术后、¹³¹I 治疗后患者唾液腺损伤中的价值。**方法** 回顾性收集 2019 年 12 月至 2022 年 1 月于桂林医学院附属医院接受甲状腺癌全切根治手术和¹³¹I 治疗的 223 例甲状腺乳头状癌患者[男 46 例, 女 177 例, 年龄(47.7±14.0)岁]的资料。患者在¹³¹I 治疗前、后均行唾液腺⁹⁹Tc^mO₄ SPECT 显像, 根据显像结果将患者按唾液腺功能情况(正常与损伤)分类标注后按 7:3 分为训练集和测试集; 基于唾液腺最大放射性计数时的图像和本底放射性计数时的图像训练 ResNet-34 神经网络模型作为特征提取器, 用于提取结构化图像特征数据; 采用 Delta 影像组学的方法将 2 个时期的图像特征值相减, 通过配对 *t* 检验、Spearman 秩相关性分析结合最小绝对收缩和选择算子(LASSO)算法进行特征筛选, 建立逻辑回归(LR)、支持向量机(SVM)和 K-最近邻(KNN)预测模型。将 3 种模型对测试集的唾液腺功能诊断情况与人工判读情况进行对比, 并比较 3 种模型对测试集的 AUC(Delong 检验)。**结果** 在测试集 67 例显像中, 3 位阅片医师的唾液腺功能诊断准确性分别为 89.6%(60/67)、83.6%(56/67)和 82.1%(55/67), 所需时间分别为 56、74 和 55 min; LR、SVM、KNN 的判断准确性分别为 91.0%(61/67)、86.6%(58/67)和 82.1%(55/67), 所需时间分别为 12.5、15.3 和 17.9 s。3 种影像组学模型均具有较好的分类预测能力, LR、SVM、KNN 模型训练集 AUC 分别为 0.972、0.965、0.943; 测试集 AUC 分别为 0.954、0.913、0.791, 差异无统计学意义(*z* 值: 0.72、1.18、1.82, 均 *P*>0.05)。**结论** 基于深度学习及 Delta 影像组学的模型对甲状腺癌术后、¹³¹I 治疗后患者唾液腺损伤有较高的评估价值。

【关键词】 甲状腺肿瘤; 放射疗法; 碘放射性同位素; 辐射损伤; 涎腺; 影像组学; 深度学习
DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20230919-00052

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

Zeng Yulong, Ge Zhao, Chong Weixia, Qin Jie, Mo Biyun, Fu Wei

Department of Nuclear Medicine, Affiliated Hospital of Guilin Medical University, Guilin 541000, China

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

【Abstract】 **Objective** To explore the value of salivary gland imaging based on deep learning and Delta radiomics in assessing salivary gland injury after ¹³¹I treatment in post-thyroidectomy thyroid cancer patients. **Methods** A retrospective analysis on 223 patients (46 males, 177 females, age (47.7±14.0) years) with papillary thyroid cancer, who underwent total thyroidectomy and ¹³¹I treatment in Affiliated Hospital of Guilin Medical University between December 2019 and January 2022, was conducted. All patients underwent salivary gland ⁹⁹Tc^mO₄ imaging before and after ¹³¹I therapy. The patients were categorized according to salivary gland function based on ⁹⁹Tc^mO₄ imaging results (normal salivary gland *vs* salivary gland injury), and divided into training and test sets in a ratio of 7:3. A ResNet-34 neural network model was trained using images at the time of maximum salivary gland radioactivity and those based on background radioactivity counts for structured image feature data. The Delta radiomics approach was then used to subtract the image feature values of the two periods, followed by feature selection through *t*-test, correlation analysis, and the least absolute shrinkage and selection operator(LASSO) algorithm, to develop logistic regression(LR), support vector machine(SVM), and K-nearest neighbor(KNN) predictive models. The diagnostic performance of 3 models for salivary gland function on the test set was compared with that of the manual interpretation. The AUCs of the 3 models on the test set were compared(Delong test). **Results** Among the 67 cases of the test set, the diagnostic accuracy of 3 physicians were 89.6%(60/67), 83.6%(56/67), and 82.1%(55/67) respectively, with the time required for diagnosis of 56, 74 and 55 min, respectively. The

accuracies of LR, SVM, and KNN models were 91.0% (61/67), 86.6% (58/67), and 82.1% (55/67), with the required times of 12.5, 15.3 and 17.9 s, respectively. All 3 radiomics models demonstrated good classification and predictive capabilities, with AUC values for the training set of 0.972, 0.965, and 0.943, and for the test set of 0.954, 0.913, and 0.791, respectively. There were no significant differences among the AUC values for the test set (z values: 0.72, 1.18, 1.82, all $P>0.05$). **Conclusion** The models based on deep learning and Delta radiomics possess high predictive value in assessing salivary gland injury following ^{131}I treatment after surgery in patients with thyroid cancer.

【Key words】 Thyroid neoplasms; Radiotherapy; Iodine radioisotopes; Radiation injuries; Salivary glands; Radiomics; Deep learning

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20230919-00052

甲状腺癌是最常见的内分泌恶性肿瘤之一,近年来,我国甲状腺癌的发病率以每年 20% 的速度持续增长^[1]。分化型甲状腺癌常规治疗方案是手术+ ^{131}I 治疗+促甲状腺激素(thyroid stimulating hormone, TSH)抑制治疗^[2]。在 ^{131}I 治疗过程中, ^{131}I 除了能被甲状腺摄取,还可以被唾液腺摄取,研究显示 ^{131}I 治疗致唾液腺损伤可能会出现放射性腮腺炎、肿胀等症状,降低患者的生活质量^[3-5]。用于唾液腺功能诊断的方法有 SPECT 显像、X 线造影、活组织检查(简称活检)等^[6]。X 线造影检查中对对比剂渗漏、患者对对比剂不耐受等情况的发生率较高。唾液腺活检具有创伤性及感染风险,临床上少用。目前临床常用 SPECT 显像作为唾液腺功能评估的诊断标准,但其结果依赖于核医学医师的主观判读,可能因医师经验差异产生误差。本研究旨在使用影像组学方法对唾液腺 SPECT 图像进行评估以避免误差,提高诊断准确性。

材料与方 法

1. 研究对象。本研究采用回顾性分析的方法,收集桂林医学院附属医院 2019 年 12 月至 2022 年 1 月患有甲状腺乳头状癌并接受甲状腺全切手术和 ^{131}I 治疗的 334 例患者的临床资料和影像数据,筛选研究对象。纳入标准:(1) 年龄 ≥ 18 岁,病理诊断为甲状腺乳头状癌;(2) 已接受甲状腺癌全切手术治疗和 3 700 MBq ^{131}I 治疗,术后规范行 TSH 抑制治疗;(3) 患者在 ^{131}I 治疗治疗前 2 d、治疗后半年均接受了唾液腺 $^{99\text{m}}\text{Tc}^{\text{m}}\text{O}_4$ SPECT 显像且 ^{131}I 治疗前显像提示唾液腺正常。排除标准:(1) 有严重的其他系统疾病或并发症,如干燥综合征或其他引起唾液腺功能减退的疾病、唾液腺占位、头颈部的恶性肿瘤放疗后引起的唾液腺损伤;(2) 缺少准确的影像数据,如头颈、肺部影像检查;(3) ^{131}I 治疗前有肿瘤转移灶。排除了 111 例,其中干燥综合征及其他引起唾液腺功能减低疾病患者 49 例,伴有转移患者 53 例,影像资料不全患者 9 例;共纳入 223 例患者,其中男 46 例,女

177 例,年龄(47.7 ± 14.0) 岁。本研究已获得桂林医学院附属医院伦理委员会的批准(批件号:2023IITLL-15)。

2. 图像采集。采用德国 Siemens SymbiaT16 SPECT/CT 仪,使用低能量通用准直器,能峰 140 keV,窗宽 15%,采集矩阵 64 \times 64,放大倍数 2.67。患者仰卧位,头前位略后仰,以鼻尖为中心,视野范围包括双侧腮腺及颌下腺。予患者肘静脉“弹丸”式注射 $^{99\text{m}}\text{Tc}^{\text{m}}\text{O}_4$ (南宁原子高通医药有限公司) 185~370 MBq 后,即刻连续采集腮腺、颌下腺的动态图像,以 1 帧/min 的速度采集 30 min,第 20 分钟时,患者含服 100 mg 维生素 C 刺激唾液腺分泌,直至采集结束。

3. 图像评判。由 2 名具有 8 年以上阅片经验的核医学医师采用盲法独立判读患者唾液腺损伤情况,意见不一致时由第 3 名更高年资医师进行判读,将患者分为唾液腺功能正常和损伤 2 组。

4. 模型构建。神经网络模型训练、深度学习特征提取与筛选、机器学习建模均在开源软件 Python 3.9.7 中进行。收集唾液腺 SPECT 动态显像过程中腺体最大放射性计数时的图像和本底放射性计数时 2 个时相的图像。将所有纳入患者的双时相图像(共 446 幅图像)作为训练对象,以唾液腺功能正常与损伤作为分类标签,对 ResNet-34 神经网络模型进行训练。训练后的 ResNet-34 模型作为特征提取器,输出神经网络全连接层之前的平均池化层的特征值,共提取 2 048 个深度学习特征。随后进行 Delta 特征值计算,即 Delta 特征值=腺体最大放射性计数时的图像特征值-本底放射性计数时的图像特征值。

将 223 例患者按 7:3 的比例分为训练组($n=156$) 和测试组($n=67$)。随后进行特征筛选,对 2 048 个 Delta 特征进行配对 t 检验,筛选差异有统计学意义($P<0.05$) 的特征;再进行 Spearman 秩相关分析,对相关性 >0.9 的 2 个特征保留其中 1 个,避免特征冗余;最后使用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 方法,选取最优 λ 选值下的非零特征进行机器学习建模。

筛选出 23 个最佳特征,建立逻辑回归(logistic regression, LR)、支持向量机(support vector machine, SVM)和 K-最近邻(K-nearest neighbor, KNN)3 种模型。

5. 人机对比。分别由 3 位工作年限小于 5 年的初级医师对测试集图像进行独立阅片,记录其判读、诊断唾液腺功能情况的时间。同时,用构建的 3 个预测模型对测试集图像进行诊断,记录诊断时间。以前期高年资(8 年以上阅片经验)医师的诊断结果作为标准,计算 3 名初级医师和 3 个模型对测试集的诊断效能。

6. 统计学处理。使用 IBM SPSS 26.0 软件进行统计学分析,符合正态分布的定量资料用 $\bar{x} \pm s$ 表示,定性资料用频数(百分比)表示。采用 Kappa 检验分析 3 名初级医师阅片的一致性;采用混淆矩阵分析比较初级医师和影像组学模型的诊断效能;采用 ROC 曲线分析 3 种影像组学模型在唾液腺摄碘功能损伤识别方面的诊断效能,并用 Delong 检验比较 AUC 差异, $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

1. 医师阅片一致性分析。2 名高年资医师对 223 例患者图像的判读结果中,有 3 例意见不一致,由另 1 名更高年资医师判读。在测试集 67 例图像中,高年资医师判读结果显示唾液腺功能正常 46 例,唾液腺功能损伤 21 例。3 名初级医师两两比较,阅片一致性较好(Kappa 值:0.75、0.70、0.84,均 $P < 0.05$)。

2. 初级医师及模型判读情况。3 名医师的诊断唾液腺功能的准确性分别为 89.6%(60/67)、83.6%(56/67)和 82.1%(55/67),所需时间分别为 56、74 和 55 min。LR、SVM、KNN 的判断准确性分别为 91.0%(61/67)、86.6%(58/67)和 82.1%(55/67),所需时间分别为 12.5、15.3 和 17.9 s。具体见表 1。

3. 混淆矩阵及 ROC 曲线分析结果。混淆矩阵结果显示,医师 1 和 LR 影像组学模型、SVM 影像组学模型的准确性较高(图 1)。医师 1 对唾液腺功能正常组的判读准确性为 87.0%(40/46),对唾液腺

功能损伤组的判读准确性为 76.2%(16/21);LR 模型对唾液腺功能正常组的判读准确性为 93.5%(43/46),对唾液腺功能损伤组的判读准确性为 85.7%(18/21);SVM 模型相应值分别为 91.3%(42/46)和 76.2%(16/21)。

对影像组学模型诊断效能的分析显示,3 种模型均具有较好的分类预测能力(图 2)。LR、SVM、KNN 影像组学模型训练集 AUC 分别为 0.972、0.965、0.943;测试集 AUC 分别为 0.954、0.913、0.791,差异无统计学意义(z 值:0.72、1.18、1.82,均 $P > 0.05$)。

讨 论

影像组学通过自动从医学图像中的提取高通量特征,进行人工智能建模,用于疾病诊断^[7-10]。Delta 影像组学是影像组学的 1 个分支,其在处理医学图像数据时引入了时间维度^[11]。传统的影像组学通常只关注单个时间点上获取的图像数据,而 Delta 影像组学则通过多次获取图像数据,提取图像的定量特征,从而获得关于特征值演变的信息^[12-13]。唾液腺 SPECT 显像是动态显像,使用 Delta 影像组学的方法可以对不同时间点的图像特征进行分析,纵向对比不同时相的深度学习特征的变化,计算 Delta 组学特征以评估唾液腺功能。

唾液腺 SPECT 显像是评估甲状腺癌术后、¹³¹I 治疗后患者唾液腺损伤的常用检查方法。图像采集后核医学医师在唾液腺影像上勾画 ROI,然后计算机自动生成相应的时间-放射性曲线,行半定量分析。但 ROI 的勾画受医师经验、患者体位等因素影响,图像解读的准确性和效率有待提高^[14-15]。为避免人工勾画 ROI 可能存在的误差,提高勾画效率,已有研究者将深度学习技术应用于唾液腺图像自动分割中。Prezioso 等^[16]建立了基于 CT 的唾液腺肿瘤深度学习分类模型和分割模型,2 种模型性能均表现良好。Park 等^[17]收集了 333 例患者的 SPECT 唾液腺影像,使用改良的三维 U-Net 进行端到端学

表 1 初级医师和模型对测试集患者($n = 67$)唾液腺功能的诊断效能(%)

诊断者	准确性	灵敏度	特异性	阳性预测值	阴性预测值
LR 模型	91.0(61/67)	85.7(18/21)	93.5(43/46)	85.7(18/21)	93.5(43/46)
SVM 模型	86.6(58/67)	76.2(16/21)	91.3(42/46)	80.0(16/20)	89.4(42/47)
KNN 模型	82.1(55/67)	76.2(16/21)	84.8(39/46)	69.6(16/23)	88.6(39/44)
医师 1	89.6(60/67)	85.7(18/21)	91.3(42/46)	81.8(18/22)	93.3(42/45)
医师 2	83.6(56/67)	76.2(16/21)	87.0(40/46)	72.7(16/22)	88.9(40/45)
医师 3	82.1(55/67)	81.0(17/21)	82.6(38/46)	68.0(17/25)	90.5(38/42)

注:患者为甲状腺癌术后、¹³¹I 治疗后患者;括号中为用例数比;LR 为逻辑回归,KNN 为 K-最近邻,SVM 为支持向量机

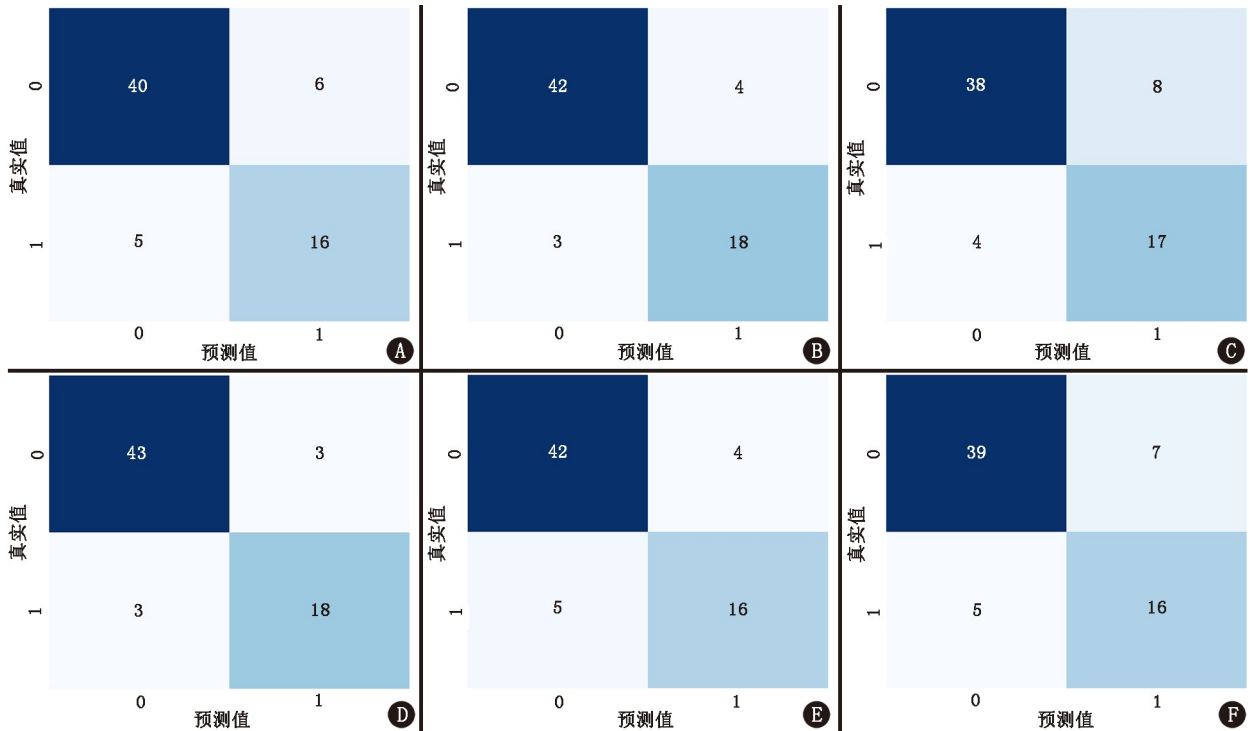


图 1 医师及影像组学模型判读结果的混淆矩阵。A. 医师 1; B. 医师 2; C. 医师 3; D. 逻辑回归 (LR) 模型; E. 支持向量机 (SVM) 模型; F. K-最近邻 (KNN) 模型。各图第 1 行 2 个色块区代表真阴性、假阳性例数, 第 2 行 2 个色块区代表假阴性、真阳性例数

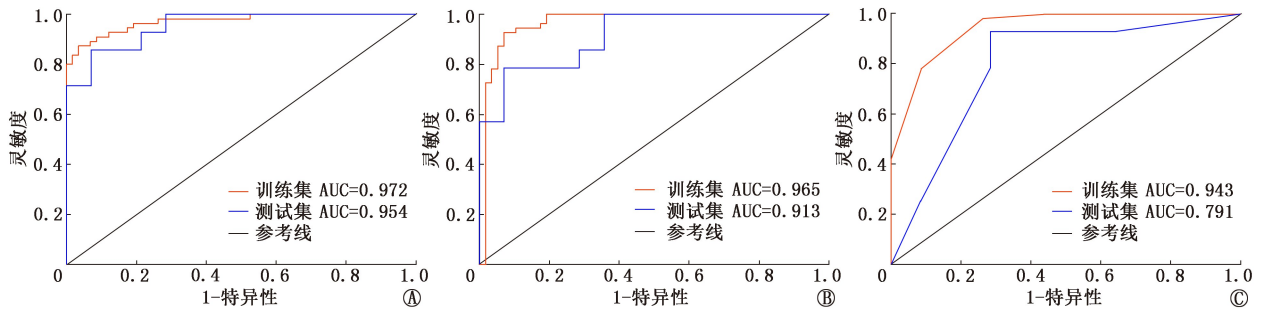


图 2 影像组学模型诊断甲状腺癌术后、¹³¹I 治疗后患者 (训练集 156 例, 测试集 67 例) 唾液腺功能情况的 ROC 曲线。A. LR 模型; B. SVM 模型; C. KNN 模型

习, 结果示自动分割的表现与资深医师相当, 腮腺的平均 Dice 相似系数为 0.81 和 0.7。其他研究也表明, 影像组学和深度学习可以提高诊断准确性与诊断效率^[18-19], 辅助核医学医师进行图像解读。Yao 等^[20] 基于卷积神经网络建立了预测模型来诊断甲状腺功能亢进症突眼, 灵敏度、特异性分别达到 84.63%、83.87%。Chang 等^[21] 收集了 85 例患者的 MR 图像, 建立深度学习预测模型对腮腺肿瘤进行分类, 结果示模型对 Warthin 肿瘤、多形性腺瘤的准确性分别为 0.81、0.76。

目前应用深度学习和 Delta 影像组学结合的方式评估唾液腺损伤的研究较少, 本研究建立 Delta 影像组学模型对唾液腺损伤情况进行评估, 总体准确性均超过 80%; LR、SVM、KNN 影像组学模型在测

试集中 AUC 分别为 0.954、0.913、0.791, 获得了较为理想的结果。以经训练的神经网络为特征提取器来提取唾液腺 SPECT 显像中摄取早期相和后期相的深度学习特征, 相比传统影像组学的工作流程^[22-24], 省去手动勾画 ROI 的步骤, 使用神经网络直接对二维影像进行学习, 降低了手动勾画发生的误差征。从诊断效率而言, 与医师阅片相比, 模型判别时间显著缩短。本研究中 3 名医师的诊断时间分别为 56、74 和 55 min, 而建立的 LR、SVM、KNN 模型所需时间分别为 12.5、15.3 和 17.9 s。采用影像组学模型辅助诊断是提高诊断效能与效率的有效方法, 具有较好的临床应用前景。

本研究有一定的局限性: 本研究是单中心研究, 样本量较少, 缺乏多中心大样本量的验证, 模型泛化

能力有限,缺乏甲状腺癌术后、¹³¹I 治疗后患者临床数据联合建模,未尝试使用深度神经网络直接作为分类器进行唾液腺损伤评估,这些有待在未来的研究中进一步完善。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 曾钰灏、葛昭、秦杰;研究实施、论文撰写;崇维霞、莫碧云;数据收集、统计学分析;付巍;研究指导、论文修改

参 考 文 献

- [1] Chen W, Zheng R, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015[J]. CA Cancer J Clin, 2016, 66(2): 115-132. DOI: 10.3322/caac.21338.
- [2] 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, Committee of Thyroid Disease of Chinese Research Hospital Association. Chinese expert consensus on post-operative 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.
- [3] Ciarallo A, Rivera J. Radioactive iodine therapy in differentiated thyroid cancer: 2020 update[J]. AJR Am J Roentgenol, 2020, 215(2): 285-291. DOI: 10.2214/AJR.19.22626.
- [4] Halicek M, Dormer JD, Little JV, et al. Tumor detection of the thyroid and salivary glands using hyperspectral imaging and deep learning[J]. Biomed Opt Express, 2020, 11(3): 1383-1400. DOI: 10.1364/BOE.381257.
- [5] 傅文会, 徐婷婷, 刘会攀, 等. ²²⁵Ac/¹⁷⁷Lu-PSMA-617 治疗前列腺癌继发唾液腺损伤及保护的研究进展[J].中华核医学与分子影像杂志, 2022, 42(10): 628-632. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20210409-00105. Fu WH, Xu TT, Liu HP, et al. Research progress of salivary glands injury secondary to ²²⁵Ac/¹⁷⁷Lu-PSMA-617 in the treatment of prostate cancer and its protection[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2022, 42(10): 628-632. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20210409-00105.
- [6] 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.
- [7] 中华医学会核医学分会分子影像人工智能工作委员会.分子影像人工智能专家共识(2019版)[J].中华核医学与分子影像杂志, 2019, 39(12): 748-751. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-2848.2019.12.009. The Chinese Society of Nuclear Medicine Working Committee for Molecular Imaging Artificial Intelligence. 2019 expert consensus for molecular imaging artificial intelligence[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2019, 39(12): 748-751. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-2848.2019.12.009.
- [8] Zhang G, Zhu L, Huang R, et al. A deep learning model for the differential diagnosis of benign and malignant salivary gland tumors based on ultrasound imaging and clinical data[J]. Quant Imaging Med Surg, 2023, 13(5): 2989-3000. DOI: 10.21037/qims-22-950.
- [9] 冯源, 兰晓莉.影像组学介绍[J].中华核医学与分子影像杂志, 2023, 43(1): 55-60. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20211130-00427. Feng Y, Lan XL. Introduction to radiomics[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2023, 43(1): 55-60. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20211130-00427.
- [10] 张建媛, 赵新明, 赵妍, 等. ¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学预测非小细胞肺癌患者表皮生长因子受体基因突变亚型[J].中华核医学与分子影像杂志, 2023, 43(8): 480-485. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20220109-00008. Zhang JY, Zhao XM, Zhao Y, et al. Prediction of epidermal growth factor receptor mutation subtypes in patients with non-small cell lung cancer by ¹⁸F-FDG PET/CT radiomics[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2023, 43(8): 480-485. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20220109-00008.
- [11] 郝玉珍, 华鹏, 姜锋, 等. Delta 影像组学在预测鼻咽癌诱导化疗联合同步放疗疗效的价值[J].临床放射学杂志, 2023, 42(2): 216-221. DOI: 10.13437/j.cnki.jcr.2023.02.009. Xi YZ, Hua P, Jiang F, et al. The value of delta radiomics in predicting the efficacy of induction chemotherapy combined with concurrent chemoradiotherapy for nasopharyngeal carcinoma[J]. J Clin Radiol, 2023, 42(2): 216-221. DOI: 10.13437/j.cnki.jcr.2023.02.009.
- [12] 王梦泽, 朱翰林, 郝玉珍, 等.基于脂肪抑制增强 T₁WI Delta 影像组学预测鼻咽癌患者放射治疗后口干分级[J].中国医学影像技术, 2023, 39(5): 670-675. DOI: 10.13929/j.issn.1003-3289.2023.05.006. Wang MZ, Zhu HL, Xi YZ, et al. Delta radiomics based on fat suppression contrast enhanced T₁WI for predicting xerostomia grade of nasopharyngeal carcinoma patients after radiotherapy[J]. Chin J Med Imaging Technol, 2023, 39(5): 670-675. DOI: 10.13929/j.issn.1003-3289.2023.05.006.
- [13] Aringhieri G, Fanni SC, Febi M, et al. The role of radiomics in salivary gland imaging: a systematic review and radiomics quality assessment[J]. Diagnostics (Basel), 2022, 12(12): 3002. DOI: 10.3390/diagnostics12123002.
- [14] Mahmood H, Shaban M, Rajpoot N, et al. Artificial intelligence-based methods in head and neck cancer diagnosis: an overview[J]. Br J Cancer, 2021, 124(12): 1934-1940. DOI: 10.1038/s41416-021-01386-x.
- [15] Kwon K, Hwang D, Oh D, et al. CT-free quantitative SPECT for automatic evaluation of % thyroid uptake based on deep-learning[J]. EJNMMI Phys, 2023, 10(1): 20. DOI: 10.1186/s40658-023-00536-9.
- [16] Prezioso E, Izzo S, Giampaolo F, et al. Predictive medicine for salivary gland tumours identification through deep learning[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2022, 26(10): 4869-4879. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3120178.
- [17] Park J, Lee JS, Oh D, et al. Quantitative salivary gland SPECT/CT using deep convolutional neural networks[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 7842. DOI: 10.1038/s41598-021-87497-0.
- [18] 王子阳, 尹国涛, 李小凤, 等.机器学习结合¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学特征对肺腺癌 EGFR 突变亚型的预测价值[J].中华核医学与分子影像杂志, 2021, 41(8): 479-485. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20201105-00401. Wang ZY, Yin GT, Li XF, et al. Value of machine learning and ¹⁸F-

- FDG PET/CT radiomics features in lung adenocarcinoma EGFR mutation subtypes prediction[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 41 (8): 479-485. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20201105-00401.
- [19] 乔婷婷, 崔志军, 蔡海东, 等. 基于深度神经网络构建的甲状腺平面显像智能识别甲状腺功能状态诊断模型[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2019, 39(7): 403-407. DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-2848.2019.07.005.
- Qiao TT, Cui ZJ, Cai HD, et al. Diagnostic model for intelligent recognition of thyroid function by thyroid imaging based on deep neural network[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2019, 39(7): 403-407. DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-2848.2019.07.005.
- [20] Yao N, Li L, Gao Z, et al. Deep learning-based diagnosis of disease activity in patients with Graves' orbitopathy using orbital SPECT/CT[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2023, 50(12): 3666-3674. DOI:10.1007/s00259-023-06312-2.
- [21] Chang YJ, Huang TY, Liu YJ, et al. Classification of parotid gland tumors by using multimodal MRI and deep learning[J]. NMR Biomed, 2021, 34(1): e4408. DOI:10.1002/nbm.4408.
- [22] van Rooij W, Dahele M, Nijhuis H, et al. Strategies to improve deep learning-based salivary gland segmentation[J]. Radiat Oncol, 2020, 15(1): 272. DOI:10.1186/s13014-020-01721-1.
- [23] 周宇堃, 甄俊平, 靳波, 等. 基于 T₁WI 及 IDEAL-T₂WI 影像组学模型鉴别腮腺多形性腺瘤和腺淋巴瘤[J]. 中国医学影像技术, 2020, 36(5): 675-679. DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2020.05.008.
- Zhou YK, Zhen JP, Jin B, et al. Identification of parotid gland pleomorphic adenoma from adenolymphoma based on T₁WI and IDEAL-T₂WI radiomics models[J]. Chin J Med Imaging Technol, 2020, 36(5): 675-679. DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2020.05.008.
- [24] Pertzborn D, Arolt C, Ernst G, et al. Multi-class cancer subtyping in salivary gland carcinomas with MALDI imaging and deep learning[J]. Cancers (Basel), 2022, 14(17): 4342. DOI:10.3390/cancers14174342.

(收稿日期:2023-09-19)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

2024 年本刊可直接用缩写的常用词汇

ATP(adenosine-triphosphate), 三磷酸腺苷

AUC(area under curve), 曲线下面积

CI(confidence interval), 可信区间

CT(computed tomography), 计算机断层摄影术

CV(coefficient of variation), 变异系数

DNA(deoxyribonucleic acid), 脱氧核糖核酸

FDG(fluorodeoxyglucose), 脱氧葡萄糖

HAV(hepatitis A virus), 甲型肝炎病毒

Hb(hemoglobin), 血红蛋白

HBsAg(hepatitis B surface antigen), 乙型肝炎表面抗原

HBV(hepatitis B virus), 乙型肝炎病毒

HCV(hepatitis C virus), 丙型肝炎病毒

MRI(magnetic resonance imaging), 磁共振成像

PBS(phosphate buffered solution), 磷酸盐缓冲液

PCR(polymerase chain reaction), 聚合酶链反应

PET(positron emission tomography), 正电子发射断层摄影术

PLT(platelet count), 血小板计数

RBC(red blood cells), 红细胞

RNA(ribonucleic acid), 核糖核酸

ROC(receiver operating characteristic), 受试者工作特征

ROI(region of interest), 感兴趣区

SPECT(single photon emission computed tomography), 单光子发射计算机断层摄影术

SUV(standardized uptake value), 标准摄取值

SUV_{max}(maximum standardized uptake value), 最大标准摄取值SUV_{mean}(mean standardized uptake value), 平均标准摄取值

WBC(white blood cells), 白细胞

WHO(World Health Organization), 世界卫生组织

本刊编辑部