

# <sup>18</sup>F-FDG PET 影像组学在术前预测肺腺癌脉管浸润及脏层胸膜侵犯中的应用价值

孙晓慧<sup>1</sup> 刘志鹏<sup>2</sup> 杨大壮<sup>3</sup> 张俊<sup>1</sup>

<sup>1</sup>南京医科大学附属泰州人民医院核医学科, 泰州 225300; <sup>2</sup>南京医科大学附属泰州人民医院信息科, 泰州 225300; <sup>3</sup>徐州矿务集团总医院影像科, 徐州 221006

通信作者: 张俊, Email: dr.junzhang@njmu.edu.cn

**【摘要】** 目的 评估基于<sup>18</sup>F-FDG PET 的影像组学模型在术前预测肺腺癌(LAC)脉管浸润(LVI)及脏层胸膜侵犯(VPI)的价值。方法 对2018年8月至2022年8月期间在南京医科大学附属泰州人民医院经手术病理确诊的87例LAC患者[男42例、女45例,年龄为(64.6±9.0)岁;共90个病灶]进行回顾性分析,基于PET图像提取、筛选影像组学特征,使用支持向量机(SVM)、逻辑回归(LR)、决策树(DT)和K-最近邻(KNN)算法构建机器学习模型;采用分层抽样法(Python中的StratifiedkFold函数)将数据按8:2分成训练集和测试集,使用5折交叉验证法验证模型性能的稳定性并绘制ROC曲线,计算并比较AUC(Delong检验),评价影像组学模型预测LAC LVI及VPI的价值。结果 SVM、LR、DT、KNN模型预测LAC患者LVI的训练集AUC分别为0.91、0.90、0.91、0.91,测试集AUC为0.85、0.87、0.77、0.78;在预测VPI时,训练集AUC分别为0.86、0.86、0.84、0.81,测试集分别为0.82、0.80、0.69、0.78;SVM模型F1分数最佳,预测LVI和VPI时分别为0.59和0.66。4种模型间AUC差异无统计学意义( $z$ 值:-1.46~1.71,均 $P>0.05$ )。结论 基于<sup>18</sup>F-FDG PET 影像组学特征构建的机器学习模型对于术前预测LAC患者LVI及VPI均表现出良好的效能,有助于对LAC的风险分层及临床决策的制定。SVM模型在预测LVI和VPI中性能最佳。

**【关键词】** 肺肿瘤;腺癌;肿瘤浸润;影像组学;正电子发射断层显像术;氟脱氧葡萄糖 F18

DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20230313-00056

## Preoperative prediction of lymphovascular and visceral pleural invasion of lung adenocarcinoma based on <sup>18</sup>F-FDG PET radiomics

Sun Xiaohui<sup>1</sup>, Liu Zhipeng<sup>2</sup>, Yang Dazhuang<sup>3</sup>, Zhang Jun<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Nuclear Medicine, the Affiliated Taizhou People's Hospital of Nanjing Medical University, Taizhou 225300, China; <sup>2</sup>Information Department, the Affiliated Taizhou People's Hospital of Nanjing Medical University, Taizhou 225300, China; <sup>3</sup>Imaging Department, General Hospital of Xuzhou Mining Group, Xuzhou 221006, China

Corresponding author: Zhang Jun, Email: dr.junzhang@njmu.edu.cn

**【Abstract】** **Objective** To evaluate the predictive value of <sup>18</sup>F-FDG PET-based radiomics models for lymphovascular invasion (LVI) and visceral pleural invasion (VPI) in lung adenocarcinoma (LAC) prior to surgery. **Methods** Eighty-seven patients with LAC (42 males, 45 females, age: (64.6±9.0) years; 90 lesions) pathologically confirmed in the Affiliated Taizhou People's Hospital of Nanjing Medical University between August 2018 and August 2022 were retrospectively included. Based on the radiomics features extracted from PET images, the machine learning models were constructed by using the support vector machine (SVM), logical regression (LR), decision tree (DT), and K-nearest neighbor (KNN) algorithm. Stratified sampling (Python's StratifiedkFold function) was employed to divide the data into training set and test set at a ratio of 8:2. The model stability was assessed using the 50% discount cross-validation. The ROC curve was drawn, and the AUC was calculated to evaluate the value of radiomics models in predicting LVI and VPI in LAC. Delong test was used to compare AUCs of different models. **Results** The radiomics models (SVM, LR, DT, KNN) based on PET images showed good predictive value for LVI and VPI in patients with LAC. For LVI, the AUCs were 0.91, 0.90, 0.91, 0.91 in the training set, and were 0.85, 0.87, 0.77, 0.78 in the test set; for VPI, the AUCs were 0.86, 0.86, 0.84, 0.81 in the training set, and were 0.82, 0.80, 0.69, 0.78 in the test set. The F1 scores of the SVM model were the best (0.59 and 0.66 for predicting LVI and VPI respectively). The Delong test showed that there were no significant differences in AUCs among the four models ( $z$  values; from -1.46 to 1.71, all  $P>0.05$ ). **Conclusions** The machine learning models based on <sup>18</sup>F-FDG PET radiomics features are effective in predicting LVI and VPI in patients with LAC prior to surgery. These models can assist clinicians in stratifying the risk of LAC and making informed clinical de-

cisions. The SVM model has the best performance in predicting LVI and VPI.

**【Key words】** Lung neoplasms; Adenocarcinoma; Neoplasm invasiveness; Radiomics; Positron-emission tomography; Fluorodeoxyglucose F18

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20230313-00056

肺癌是全球常见且死亡率较高的恶性肿瘤之一<sup>[1]</sup>。非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC) 约占肺癌的 80%, 肺腺癌(lung adenocarcinoma, LAC) 是其主要组织学亚型<sup>[2]</sup>。手术切除是早期 NSCLC 患者的首选治疗方法, 然而, 肺癌切除后 5 年复发率仍然很高, IA~IIIA 期患者复发率为 24%~73%<sup>[3]</sup>; I~II 期 NSCLC 患者 5 年生存率仅为 30%~60%<sup>[4]</sup>。脉管浸润(lymphovascular invasion, LVI) 是指肿瘤细胞在动脉、静脉或淋巴管腔内的浸润, 是导致肿瘤局部复发和远处转移的第 1 步<sup>[2]</sup>。脏层胸膜侵犯(visceral pleural invasion, VPI) 与早期肺癌复发有关<sup>[5]</sup>。LVI 和 VPI 是 LAC 的不良预后因素<sup>[6-7]</sup>, 但其只能在手术后被病理检查检出。如果能在手术前对患者进行准确的风险评估, 将大大降低临床决策的困难, 改善患者的预后。影像组学能从医学图像中提取和分析定量特征来表征肉眼不可见的潜在生物学过程<sup>[8]</sup>。本研究探讨基于<sup>18</sup>F-FDG PET 影像组学特征建立的机器学习模型用于术前预测 LAC 患者 LVI 和 VPI 的价值。

## 资料与方法

1. 研究对象。回顾性分析南京医科大学附属泰州人民医院 2018 年 8 月至 2022 年 8 月期间经手术病理确诊的 LAC 患者, 记录其年龄、性别、肿瘤位置、LVI 及 VPI 情况。所有患者接受了术前<sup>18</sup>F-FDG PET/CT 检查, 并进行根治性肺切除术。排除标准: (1) 未在本院手术者; (2) 病历资料不完整者; (3) 合并其他恶性肿瘤者; (4) PET/CT 检查前曾行抗肿瘤治疗者。本研究符合《赫尔辛基宣言》的原则。

共纳入 87 例患者, 其中男 42 例(48.3%), 女 45 例(51.7%); 年龄为(64.6±9.0)岁。共 90 个病灶, 其中位于左肺叶的 34 个(37.8%), 位于右肺叶的 56 个(62.2%); 有 LVI 的病灶 27 个(30.0%), 无 LVI 的病灶 63 个(70.0%); 有 VPI 的病灶 35 个(38.9%), 无 VPI 的病灶 55 个(61.1%)。

2. <sup>18</sup>F-FDG PET/CT 显像。患者在 PET/CT 检查前至少禁食 6 h, 并且需要控制空腹血糖水平 ≤ 11.1 mmol/L。在患者安静状态下, 经其肘静脉按体质量注入<sup>18</sup>F-FDG 3.70~5.55 MBq/kg。嘱患者休息并保持平静状态 1~2 h, 使用德国 Siemens Biograph

mCTs PET/CT 仪采集图像。扫描范围自颅顶至股骨上段, 先采集低剂量 CT 图像(管电压 120 kV, 管电流 100 mA, 层厚 5 mm); 后采集 PET 图像, 共采集 6~8 个床位, 每个床位采集 2.5~3 min。PET 图像经由 CT 数据衰减校正。对 PET 及 CT 图像进行融合及后处理, 获得冠状位、矢状位、轴位及最大密度投影的 PET/CT 图像。

3. 影像组学特征提取、筛选及建模。所有 PET/CT 图像由 1 位核医学科医师勾画 ROI, 1 位对临床信息不知情的具有 10 年以上经验的核医学科医师审核肿瘤分割。使用三维(three-dimensional, 3D) Slicer 软件勾画 ROI, 并用其自带的 Python 软件包从 PET 图像中提取影像组学特征。

在特征筛选之前, 用中位数填充缺失值及异常值。然后, 使用 Z-score 数据标准化方法对组学数据进行预处理, 以提高模型的精度。对数据集采用最大相关最小冗余(minimum redundancy and maximum relevance, mRMR)特征筛选方法, 分别筛选 10 个与 LVI、VPI 最具相关性的影像组学特征。

之后, 使用 Python Scikit-learn ([https://scikit-learn.org/stable/user\\_guide](https://scikit-learn.org/stable/user_guide)) 建立 4 种常见机器学习分类模型, 包括逻辑回归(logistic regression, LR)、K-最近邻(K-nearest neighbor, KNN)算法、决策树(decision tree, DT)和支持向量机(support vector machine, SVM)模型。使用 Python 中的 Stratifiedk-Fold 函数将数据按 8:2 进行分层抽样, 分成训练集和测试集, 使用 5 折交叉验证法验证模型性能的稳定性并绘制 ROC 曲线, 获取 AUC 来评估模型预测 LAC 病灶 LVI 和 VPI 的价值。同时计算以下性能指标: 准确性、特异性、精度(也称为阳性预测值)、召回率(也称为灵敏度)和 F1 分数(准确性和召回率的调和平均值)。

4. 统计学处理。数据统计分析通过 R 语言(<http://www.rproject.org>) 实现。使用“mRMR”包进行 mRMR 分析; 用“pROC”包实现 ROC 曲线分析, 计算 AUC 评估各模型性能。采用 Delong 检验比较不同模型之间 AUC 的差异, 以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 结 果

1. 影像组学特征提取及筛选。共提取 855 个影

像组学特征,包括(1)原始图像的 14 个形状特征,反映 ROI 的形状和大小;(2) 18 个一阶直方图特征,包括能量、熵等常用指标,定量描述体系强度分布;(3) 68 个纹理特征,包括 22 个灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)、16 个灰度大小区域矩阵(grey level size zone matrix, GLSZM)、16 个灰度游程长度矩阵(gray level run length matrix, GLRLM)、14 个灰度依赖矩阵(gray level dependence matrix, GLDM),量化 ROI 的异质性;(4) 基于小波转换形成的一阶特征和纹理特征,使用 8 个频段组合:低(low)-高(high)-低(LHL)、低-高-高(LHH)、高-低-低(HLL)、高-低-高(HLH)、低-低-高(LLH)、高-高-高(HHH)、高-高-低(HHL)和低-低-低(LLL)。

筛选得到的与 LVI 显著相关的 10 个特征见表 1,与 VPI 显著相关的 10 个特征见表 2。

**表 1** 与肺腺癌血管浸润(LVI)显著相关的 PET 影像组学特征

滤波类型	特征矩阵	特征名称
original	firstorder	median
wavelet-LHH	GLRLM	LRE
wavelet-LHH	GLRLM	LRLGLE
wavelet-HLL	GLSZM	HGLZE
wavelet-HLL	GLSZM	GLV
wavelet-HLL	GLSZM	GLNN
wavelet-HHH	GLSZM	GLNU
wavelet-LLL	firstorder	mean
wavelet-LLL	firstorder	median
wavelet-LLL	GLCM	IDMN

注: firstorder 为一阶特征, GLCM 为灰度共生矩阵, GLNN 为归一化灰度不均匀性, GLNU 为灰度不均匀性, GLRLM 为灰度游程长度矩阵, GLSZM 为灰度大小区域矩阵, GLV 为灰度方差, H 为高(high), HGLZE 为高灰度区域强调, IDMN 为标准化逆差分矩, L 为低(low), LRE 为长游程强调, LRLGLE 为长游程低灰度强调, mean 为均值, median 为中位值, original 为原始特征, wavelet 为小波

2. 影像组学模型性能评估。基于 PET 影像组学特征建立的 SVM、LR、DT 和 KNN 模型评价 LVI 状态的平均 AUC 在训练集分别为 0.91、0.90、0.91、0.91, 在测试集分别为 0.85、0.87、0.77、0.78; 平均 F1 分数分别为 0.59、0.56、0.58、0.56。SVM 模型平均 F1 分数最佳, 其准确性、特异性、灵敏度、阳性预测值分别为 0.78、0.87、0.56、0.72, ROC 曲线见图 1。SVM 与 LR、DT、KNN, LR 与 DT、KNN, DT 与 KNN 的 AUC 差异均无统计学意义( $z$  值: 0.00、1.14、1.44、-1.10、1.35、0.25, 均  $P>0.05$ )。4 种模型评价 VPI 状态的平均 AUC 在训练集分别为 0.86、0.86、0.84、0.81, 在测试集分别为 0.82、0.80、0.69、0.78; 平均 F1 分数分

别为 0.66、0.62、0.55、0.57。SVM 模型平均 F1 分数最佳, 其准确性、特异性、灵敏度、阳性预测值分别为 0.78、0.85、0.69、0.73, ROC 曲线见图 2。SVM 与 LR、DT、KNN, LR 与 DT、KNN, DT 与 KNN 的 AUC 差异均无统计学意义( $z$  值: 0.00、1.71、0.89、-1.71、0.89、-1.46, 均  $P>0.05$ )。

**表 2** 与肺腺癌脏层胸膜侵犯(VPI)显著相关的 PET 影像组学特征

滤波类型	特征矩阵	特征名称
wavelet-LLH	GLCM	ID
wavelet-LLH	GLCM	IDMN
wavelet-LHH	firstorder	mean
wavelet-LHH	GLSZM	ZE
wavelet-HLH	firstorder	kurtosis
wavelet-HHH	GLSZM	SZNN
wavelet-HHH	GLCM	ID
wavelet-HHH	GLCM	cluster shade
wavelet-HHH	GLCM	cluster tendency
wavelet-HHH	firstorder	mean

注: cluster shade 为集群阴影, cluster tendency 为聚类趋势, ID 为逆差分, kurtosis 为峰度, SZNN 为归一化大小区域不均匀性, ZE 为区域熵

## 讨 论

研究表明,有 LVI 或 VPI 的肺癌患者可能不适合亚肺叶切除<sup>[9-11]</sup>。美国国家综合癌症网络(national comprehensive cancer network, NCCN)指南推荐,对有 LVI 和 VPI 等高危特征的患者应考虑行辅助治疗<sup>[12]</sup>,而对于 IB 期没有 LVI 和 VPI 的患者可能不适合进行额外的全身治疗<sup>[13]</sup>。因此,开发和验证风险分层系统,对于识别癌症特异性死亡风险最高的患者具有重要意义,可以帮助实现个体化精准治疗。<sup>18</sup>F-FDG PET/CT 影像组学在肿瘤诊断、疗效评价、预后预测等方面已取得较好的结果<sup>[14-17]</sup>,而在 LAC 术前预测 LVI、VPI 价值方面的研究极少。Koike 等<sup>[18]</sup>的研究表明,  $SUV_{max}$  是 LAC 患者 VPI 和 LVI 的独立危险因素。Tsuchiya 等<sup>[19]</sup>发现,基于整个肿瘤体积的表观系数直方图分析能够对 NSCLC 患者 LVI、VPI 进行分层。但这些结果尚未得到广泛认可。本研究通过提取<sup>18</sup>F-FDG PET 的影像组学特征构建了 SVM、LR、DT 和 KNN 4 种机器学习模型,以预测 LAC 患者术前 LVI、VPI 状态。

本研究筛选的预测 LVI、VPI 最有意义的特征中大多数为小波滤过的特征,纹理特征均来自 GLCM、GLSZM、GLRLM 三大矩阵。长游程强调(long run emphasis, LRE)值越大,图像纹理越粗糙。灰度不均匀性(gray level non-uniformity, GLNU)、归一化灰度



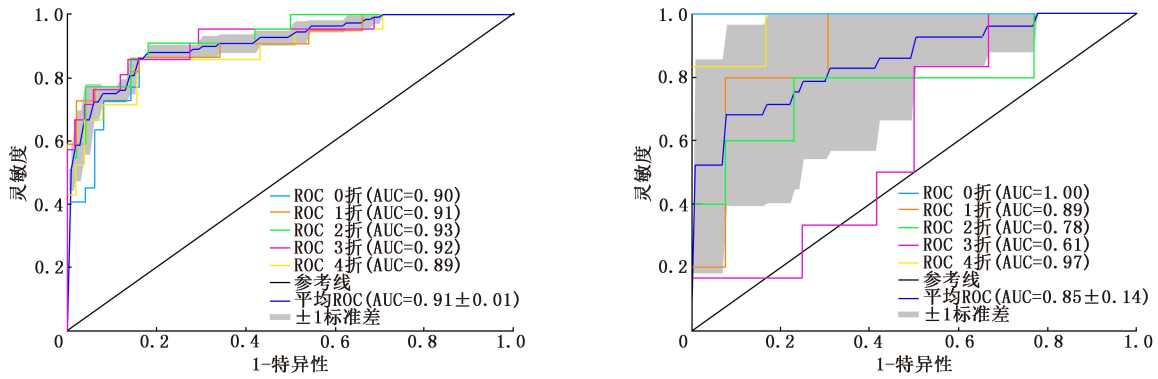


图 1 支持向量机(SVM)模型预测肺腺癌脉管浸润的 ROC 曲线[左侧为训练集(72 个病灶),右侧为测试集(18 个病灶)]

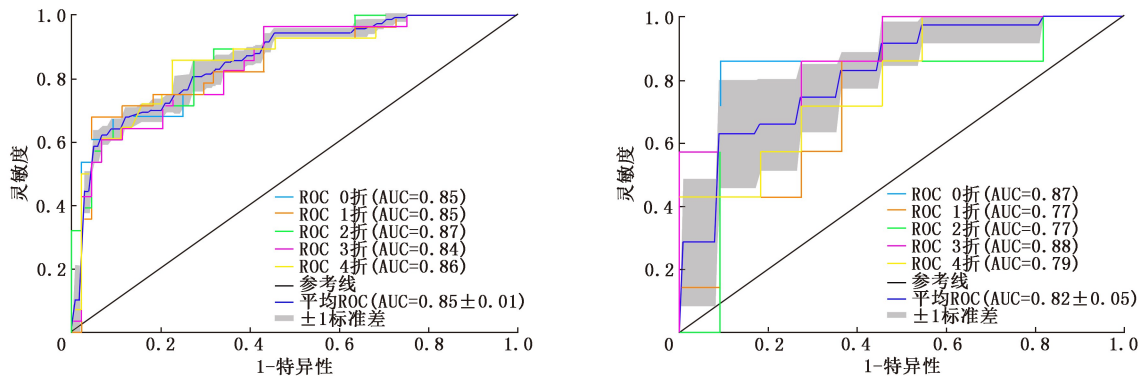


图 2 SVM 模型预测肺腺癌脏层胸膜侵犯的 ROC 曲线[左侧为训练集(72 个病灶),右侧为测试集(18 个病灶)]

不均匀性(gray level non-uniformity normalized, GLNN) 值越低,灰度值越均匀。标准化逆差分矩 (inverse difference moment normalized, IDMN) 值越高,图像越均匀。本研究发现,有 LVI 的病灶图像纹理更粗糙、灰度值更不均匀、图像更不均匀。这与 Li 等<sup>[20]</sup>的研究结果基本一致:他们通过增强 CT 影像组学预测食管鳞状细胞癌 LVI,发现球度 (sphericity) 和 GLNU 是预测 LVI 最重要的影像组学特征。GLNU 是稳定性良好、重复性最高的放射组学特征之一<sup>[21]</sup>,其对重构的卷积核不敏感,因此在不同的图像重构算法下具有更高的稳定性<sup>[22]</sup>。GLNU 随着肿瘤异质性的增加而增加,这与肿瘤侵袭、治疗反应和预后有关<sup>[23]</sup>。本研究结果显示,有 LVI 的肿瘤比无 LVI 肿瘤的 GLNU 值更高,提示存在 LVI 的肿瘤异质性更高、侵袭性更强。因此,GLNU 可以用作 LVI 的预测因子,反映肿瘤的异质性和侵袭性。

逆差分 (inverse difference, ID) 值越高,图像越均匀。区域熵(zone entropy, ZE) 值越高,异质性越高。归一化大小区域不均匀性 (size zone non-uniformity normalized, SZNN) 值越低,同质性越高。集群阴影 (cluster shade) 值越高,图像越不对称。本研究发现,有 VPI 的病灶图像更不对称、不均匀,异质

性更高,这与 Zha 等<sup>[24]</sup>的研究结果一致。Tsuchiya 等<sup>[19]</sup>的研究结果显示,峰度 (kurtosis) 是区分有无 VPI 的最佳参数。本研究亦显示,kurtosis 与 VPI 有关,表明 kurtosis 可能是预测 VPI 有前景的指标。

影像组学可以结合大量定量特征和人工智能算法建立各种预测模型,从而提高对疾病的诊断能力。Li 等<sup>[20]</sup>从增强 CT 提取影像组学特征,建立 LR、SVM 和 DT 模型预测食管鳞状细胞癌的 LVI,结果显示 SVM 与 LR 模型的效能无明显差异,均优于 DT 模型。Nie 等<sup>[2]</sup>发现,PET 及 CT 影像组学模型对 LAC LVI 有良好的预测效果。Fan 等<sup>[25]</sup>从 PET/CT 及增强 CT 中提取影像组学特征,使用自适应提升 (adaptive boosting, AdaBoost)、线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA) 和 LR 分类器建立模型预测胃癌 LVI,3 种模型的 AUC 分别为 0.849,0.778 和 0.810。本研究中 SVM 模型表现最佳,其 AUC 在训练集和测试集中分别为 0.91、0.85,而 LR 模型的 AUC 在训练集和测试集中也分别达 0.90、0.87,2 种模型 AUC 差异无统计学意义 (均  $P > 0.05$ ),均有良好的预测效能。

Zha 等<sup>[24]</sup>采用 CT 的影像组学特征建立模型预测 LAC VPI,在训练队列和验证队列中的 AUC 分别

为 0.83 和 0.81。Wei 等<sup>[26]</sup>基于 CT 影像组学特征建立 LR 模型预测早期 NSCLC 的 VPI,结果显示 AUC 为 0.824,预测性能良好。本研究使用 PET 图像提取影像组学特征建立模型来预测 LAC VPI,结果显示 SVM 的预测效能最佳,其 AUC 与上述研究结果相当。

综上所述,<sup>18</sup>F-FDG PET 影像组学模型在 LAC 患者 LVI、VPI 状态的预测中表现出了良好的性能,SVM 模型表现最佳。然而,SVM 模型的灵敏度和 F1 分数仍偏低,这可能与本研究病例数较少且阳性病例占比较少有关,需要以后的大样本、多中心研究进一步验证和完善。

**利益冲突** 所有作者声明无利益冲突

**作者贡献声明** 孙晓慧:研究实施、论文撰写、统计学分析;刘志鹏、杨大壮:研究指导、技术支持;张俊:研究指导、论文修改、经费支持

### 参 考 文 献

- [1] Thai AA, Solomon BJ, Sequist LV, et al. Lung cancer[J]. *Lancet*, 2021, 398 ( 10299 ): 535-554. DOI: 10.1016/S0140-6736(21)00312-3.
- [2] Nie P, Yang G, Wang N, et al. Additional value of metabolic parameters to PET/CT-based radiomics nomogram in predicting lymphovascular invasion and outcome in lung adenocarcinoma[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 48(1): 217-230. DOI:10.1007/s00259-020-04747-5.
- [3] Okiror L, Harling L, Toufektzian L, et al. Prognostic factors including lymphovascular invasion on survival for resected non-small cell lung cancer[J]. *J Thorac Cardiovasc Surg*, 2018, 156(2): 785-793. DOI:10.1016/j.jtcvs.2018.02.108.
- [4] Sung SY, Kwak YK, Lee SW, et al. Lymphovascular invasion increases the risk of nodal and distant recurrence in node-negative stage I - II A non-small-cell lung cancer[J]. *Oncology*, 2018, 95 ( 3 ): 156-162. DOI:10.1159/000488859.
- [5] Kim HJ, Cho JY, Lee YJ, et al. Clinical significance of pleural attachment and indentation of subsolid nodule lung cancer[J]. *Cancer Res Treat*, 2019, 51 ( 4 ): 1540-1548. DOI: 10.4143/crt.2019.057.
- [6] Guglielmetti LC, Schneiter D, Hillinger S, et al. Lymphovascular invasion is an independent prognostic factor for survival in pathologically proven N2 non-small cell lung cancer[J]. *Swiss Med Wkly*, 2021, 151: w20385. DOI:10.4414/smw.2021.20385.
- [7] Wang Y, Qian F, Hu M, et al. Clinical significance of visceral pleural and lymphovascular invasion in surgically resected adenocarcinoma lung cancer[J]. *Eur J Cardiothorac Surg*, 2021, 59 ( 3 ): 617-623. DOI:10.1093/ejcts/ezaa353.
- [8] Manafi-Farid R, Karamzade-Ziarati N, Vali R, et al. 2-[<sup>18</sup>F]FDG PET/CT radiomics in lung cancer: An overview of the technical aspect and its emerging role in management of the disease[J]. *Methods*, 2021, 188: 84-97. DOI:10.1016/j.ymeth.2020.05.023.
- [9] Chaft JE, Rimmer A, Weder W, et al. Evolution of systemic therapy for stages I - II non-metastatic non-small-cell lung cancer[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2021, 18(9): 547-557. DOI: 10.1038/s41571-021-00501-4.
- [10] Yun JK, Lee GD, Choi S, et al. Comparison of prognostic impact of lymphovascular invasion in stage I A non-small cell lung cancer after lobectomy versus sublobar resection: a propensity score-matched analysis[J]. *Lung Cancer*, 2020, 146: 105-111. DOI: 10.1016/j.lungcan.2020.04.033.
- [11] Tsutani Y, Miyata Y, Nakayama H, et al. Prediction of pathologic node-negative clinical stage I A lung adenocarcinoma for optimal candidates undergoing sublobar resection[J]. *J Thorac Cardiovasc Surg*, 2012, 144(6): 1365-1371. DOI:10.1016/j.jtcvs.2012.07.012.
- [12] Ettinger DS, Wood DE, Aisner DL, et al. NCCN guidelines insights: non-small cell lung cancer, version 2.2021 [J]. *J Natl Compr Canc Netw*, 2021, 19(3): 254-266. DOI:10.6004/jcn.2021.0013.
- [13] Tu Z, Li C, Tian T, et al. A risk classification system predicting the cancer-specific survival for postoperative stage I B non-small-cell lung cancer patients without lymphovascular and visceral pleural invasion[J]. *Lung Cancer*, 2021, 161: 114-121. DOI: 10.1016/j.lungcan.2021.09.014.
- [14] 周见远,朱小华.基于<sup>18</sup>F-FDG PET 影像组学预测非小细胞肺癌病理亚型[J].*中华核医学与分子影像杂志*, 2021, 41(5): 268-274. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20200725-00294. Zhou JY, Zhu XH. Histological subtypes classification of non-small cell lung cancers using <sup>18</sup>F-FDG PET-based radiomics[J]. *Chin J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 41(5): 268-274. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20200725-00294.
- [15] Nair J, Saeed UA, McDougall CC, et al. Radiogenomic models using machine learning techniques to predict EGFR mutations in non-small cell lung cancer[J]. *Can Assoc Radiol J*, 2021, 72(1): 109-119. DOI:10.1177/0846537119899526.
- [16] Carles M, Fechter T, Radicioni G, et al. FDG-PET Radiomics for response monitoring in non-small-cell lung cancer treated with radiation therapy[J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13(4): 814. DOI:10.3390/cancers13040814.
- [17] 赵翊含,赵新明,崔静晨,等.<sup>18</sup>F-FDG PET/CT 影像组学预测非小细胞肺癌生存预后的价值[J].*中华核医学与分子影像杂志*, 2021, 41(8): 466-472. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20210322-00082. Zhao YH, Zhao XM, Cui JC, et al. Value of <sup>18</sup>F-FDG PET/CT radiomics in predicting the prognosis of non-small cell lung cancer [J]. *Chin J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 41(8): 466-472. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20210322-00082.
- [18] Koike T, Sato N, Hosoda Y, et al. Maximum standardized uptake value on positron emission tomography is associated with more advanced disease and high-risk features in lung adenocarcinoma[J]. *Semin Thorac Cardiovasc Surg*, 2022, 34(3): 1051-1060. DOI: 10.1053/j.semtvs.2021.07.019.
- [19] Tsuchiya N, Doai M, Usuda K, et al. Non-small cell lung cancer: whole-lesion histogram analysis of the apparent diffusion coefficient for assessment of tumor grade, lymphovascular invasion and pleural invasion[J]. *PLoS One*, 2017, 12(2): e0172433. DOI:10.1371/journal.pone.0172433.
- [20] Li Y, Yu M, Wang G, et al. Contrast-enhanced CT-based radiomics analysis in predicting lymphovascular invasion in esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 644165. DOI: 10.3389/fonc.2021.644165.
- [21] Duron L, Balvay D, Vande Perre S, et al. Gray-level discretization impacts reproducible MRI radiomics texture features [J]. *PLoS One*, 2019, 14(3): e0213459. DOI: 10.1371/journal.pone.0213459.

- [22] Hoye J, Solomon J, Sauer TJ, et al. Systematic analysis of bias and variability of morphologic features for lung lesions in computed tomography [J]. J Med Imaging (Bellingham), 2019, 6(1): 013504. DOI:10.1117/1.JMI.6.1.013504.
- [23] Yaşar S, Voyvoda N, Voyvoda B, et al. Using texture analysis as a predictive factor of subtype, grade and stage of renal cell carcinoma [J]. Abdom Radiol (NY), 2020, 45(11): 3821-3830. DOI:10.1007/s00261-020-02495-6.
- [24] Zha X, Liu Y, Ping X, et al. A nomogram combined radiomics and clinical features as imaging biomarkers for prediction of visceral pleural invasion in lung adenocarcinoma [J]. Front Oncol, 2022, 12: 876264. DOI:10.3389/fonc.2022.876264.
- [25] Fan L, Li J, Zhang H, et al. Machine learning analysis for the noninvasive prediction of lymphovascular invasion in gastric cancer using PET/CT and enhanced CT-based radiomics and clinical variables [J]. Abdom Radiol (NY), 2022, 47(4): 1209-1222. DOI: 10.1007/s00261-021-03315-1.
- [26] Wei SH, Zhang JM, Shi B, et al. The value of CT radiomics features to predict visceral pleural invasion in  $\leq 3$  cm peripheral type early non-small cell lung cancer [J]. J Xray Sci Technol, 2022, 30(6): 1115-1126. DOI:10.3233/XST-221220.
- (收稿日期:2023-03-13)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

## 本刊有关论文中法定计量单位的书写要求

本刊法定计量单位执行 GB 3100/3101/3102—1993《国际单位制及其应用/有关量、单位和符号的一般原则/(所有部分)量和单位》的有关规定,具体执行可参照中华医学会杂志社编写的《法定计量单位在医学上的应用》第 3 版(人民军医出版社 2001 年出版)。正文中时间的表达,凡前面带有具体数据者应采用 d、h、min、s,而不用天、小时、分钟、秒。注意单位名称与单位符号不可混合使用,如  $\text{ng} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{天}^{-1}$  应改为  $\text{ng} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{d}^{-1}$ ;组合单位符号中表示相除的斜线多于 1 条时应采用负数幂的形式表示,如  $\text{ng}/\text{kg}/\text{min}$  应采用  $\text{ng} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$  的形式;组合单位中斜线和负数幂亦不可混用,如前例不宜采用  $\text{ng}/\text{kg} \cdot \text{min}^{-1}$  的形式。在叙述中,应先列出法定计量单位数值,括号内写旧制单位数值;但如同一计量单位反复出现,可在首次出现时注出法定计量单位与旧制单位的换算系数,然后只列法定计量单位数值。凡是涉及人体及动物体内的压力测定,可使用 mmHg 或  $\text{cmH}_2\text{O}$  为计量单位,但首次使用时注明与 kPa 的换算系数。原子量改为相对原子质量 ( $A_r$ )。分子量改为相对分子质量 ( $M_r$ )。关于浓度,只有“B 的物质的量浓度”(B 代表物质的基本单元)可以称为“B 的浓度 ( $c_B$ )”,定义为“B 的物质的量除以混合物的体积”,单位为“ $\text{mol}/\text{m}^3$ ”或“ $\text{mol}/\text{L}$ ”。正确使用以下量的名称:(1)以 B 的体积分数 ( $\varphi_B$ ) 取代习用的 B 的体积百分浓度 ( $V/V$ );(2)以 B 的质量分数 ( $\omega_B$ ) 取代习用的 B 的质量百分浓度 ( $W/W$  或  $m/m$ );(3)以 B 的质量浓度 ( $\rho_B$ ) 取代习用的以“ $W/V$ ”或“ $m/V$ ”表示的浓度,单位为“ $\text{kg}/\text{L}$ ”或“ $\text{kg}/\text{m}^3$ ”。量的符号一律用斜体字,如吸光度(旧称光密度)的符号为  $A$ ,“ $A$ ”为斜体字。

## 关于参考文献

请按 GB/T 7714—2015《信息与文献 参考文献著录规则》,采用顺序编码制著录,依照其在文中出现的先后顺序用阿拉伯数字标出,并将序号置于方括号中,排列于文后。同一文献作者不超过 3 人全部著录;超过 3 人只著录前 3 人,后依文种加表示“等”的文字。作者姓名一律姓氏在前、名字在后,外国人的名字采用首字母缩写形式,缩写名后不加缩写点;不同作者姓名之间用“,”隔开,不用“和”“and”等连词。题名后请标注文献类型标志。文献类型和电子文献载体标志代码参照 GB/T 7714—2015 附录 B《文献类型与文献载体标识代码》。中文期刊用全称;外文期刊名称用缩写,以美国国立医学图书馆编辑出版的医学索引(Index Medicus)中的格式为准;Index Medicus 未收录者,依次选用文献自身对刊名的缩写、期刊全称。文献 DOI 号著录在该条文献最后,并需列出中文参考文献的英文表述(双语著录)。作者必须将参考文献与其原文核对无误。

本刊编辑部