

# 基于深度学习的 PET/CT 多模态融合模型在肺癌胸膜侵犯诊断中的应用

孔祥星<sup>1,2</sup> 孟祥溪<sup>2</sup> 张安南<sup>3</sup> 周欣<sup>2</sup> 李因<sup>2</sup> 杨志<sup>1,4</sup>

<sup>1</sup>北京大学医学部医学技术研究院,北京 100191;<sup>2</sup>北京大学肿瘤医院暨北京市肿瘤防治研究所核医学科、国家药监局放射性药物研究与评价重点实验室、放射性药物研究与试验评价北京市重点实验室、恶性肿瘤发病机制及转化研究教育部重点实验室,北京 100142;<sup>3</sup>北京大学第三医院核医学科,北京 100191;<sup>4</sup>北京大学肿瘤医院暨北京市肿瘤防治研究所核医学科、国家药监局放射性药物研究与评价重点实验室、放射性药物研究与试验评价北京市重点实验室、消化系肿瘤整合防治全国重点实验室,北京 100142

通信作者:杨志, Email: pekyz@163.com

**【摘要】 目的** 开发一种基于深度学习的 PET/CT 多模态融合模型,以提高对肺癌胸膜侵犯(PI)的预测效能。**方法** 队列研究。回顾性纳入 2016 年 1 月至 2023 年 1 月于北京大学肿瘤医院行<sup>18</sup>F-FDG PET/CT 显像且经病理确诊的 1 017 例非小细胞肺癌(NSCLC)患者[男 446 例、女 571 例,年龄 60(55,66)岁],采用分层随机抽样法按照 8:2 将患者划分为训练集(813 例)和验证集(204 例),并额外收集 2023 年 4 月至 2024 年 2 月间北京大学肿瘤医院的 120 例 NSCLC 患者[男 50 例、女 70 例,年龄 60(53,67)岁]作为测试集。基于三维残差神经网络 50(3D-ResNet50)架构,分别构建 CT 单模态和 PET 单模态模型对 PI 进行预测;在此基础上,通过特征级融合和决策级融合策略构建多模态融合模型。采用 McNemar 检验比较模型与医师诊断结果的差异。**结果** CT 单模态模型在测试集中的准确性为 81.7%(98/120),特异度为 73.3%(44/60),灵敏度为 90.0%(54/60);PET 单模态模型的准确性较低[61.7%(74/120)],但其特异度更高[93.3%(56/60)]。引入融合策略后,多模态融合模型在测试集中的准确性进一步提升至 88.3%(106/120),且灵敏度[90.0%(54/60)]和特异度[86.7%(52/60)]均衡,有效降低了假阳性和漏诊风险。多模态融合模型的诊断准确性与 2 位医师的诊断准确性[70.0%(84/120)和 75.0%(90/120)]差异均有统计学意义( $\chi^2$  值:14.24、7.11,  $P$  值:<0.001、0.008)。**结论** 基于深度学习的 PET/CT 多模态融合模型在预测肺癌 PI 方面诊断效能显著提升,为 PI 的无创精准诊断提供了新的方法学支持。

**【关键词】** 肺肿瘤;肿瘤浸润;胸膜;正电子发射断层显像术;体层摄影术,X 线计算机;深度学习  
DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20250324-00090

## Application of PET/CT multimodal fusion model based on deep learning in the diagnosis of pleural invasion in lung cancer

Kong Xiangxing<sup>1,2</sup>, Meng Xiangxi<sup>2</sup>, Zhang Annan<sup>3</sup>, Zhou Xin<sup>2</sup>, Li Nan<sup>2</sup>, Yang Zhi<sup>1,4</sup>

<sup>1</sup>Institution of Medical Technology, Peking University Health Science Center, Beijing 100191, China; <sup>2</sup>Key Laboratory of Carcinogenesis and Translational Research (Ministry of Education); Beijing Key Laboratory of Research, Investigation and Evaluation of Radiopharmaceuticals; Key Laboratory for Research and Evaluation of Radiopharmaceuticals (National Medical Products Administration); Department of Nuclear Medicine, Peking University Cancer Hospital & Institute, Beijing 100142, China; <sup>3</sup>Department of Nuclear Medicine, Peking University Third Hospital, Beijing 100191, China; <sup>4</sup>State Key Laboratory of Holistic Integrative Management of Gastrointestinal Cancers; Beijing Key Laboratory of Research, Investigation and Evaluation of Radiopharmaceuticals; Key Laboratory for Research and Evaluation of Radiopharmaceuticals (National Medical Products Administration); Department of Nuclear Medicine, Peking University Cancer Hospital & Institute, Beijing 100142, China

Corresponding author: Yang Zhi, Email: pekyz@163.com

**【Abstract】 Objective** To develop a deep learning-based PET/CT multimodal fusion model to improve the predictive performance for pleural invasion (PI) in lung cancer. **Methods** This retrospective cohort study was conducted on 1 017 pathologically confirmed non-small cell lung cancer (NSCLC) patients (446 males, 571 females, age 60(55,66) years) who underwent <sup>18</sup>F-FDG PET/CT imaging between January 2016 and January 2023 at Peking University Cancer Hospital. Patients were divided into a training set (813

cases) and a validation set (204 cases) at the ratio of 8:2 using stratified random sampling. The additional 120 patients (50 males, 70 females, age 60 (53, 67) years) from Peking University Cancer Hospital between April 2023 and February 2024 were collected as a test set. Based on the three-dimensional-residual neural network50 (3D-ResNet50) architecture, CT single-modality and PET single-modality models were initially constructed to predict PI. Subsequently, a multimodal fusion model was developed by integrating feature-level and decision-level fusion strategies. McNemar test was employed to compare the diagnostic performance between the model and physicians. **Results** The CT single-modality model achieved the accuracy of 81.7% (98/120), the specificity of 73.3% (44/60), and the sensitivity of 90.0% (54/60) in the test set, while the PET single-modality model showed lower accuracy (61.7% (74/120)) but higher specificity (93.3% (56/60)). With fusion strategies, the multimodal fusion model further improved accuracy to 88.3% (106/120) in the test set, with balanced sensitivity (90.0% (54/60)) and specificity (86.7% (52/60)), effectively reducing false positives and missed diagnoses. The accuracy of multimodal fusion model showed statistically significant difference compared to both physicians (70.0% (84/120) and 75.0% (90/120);  $\chi^2$  values: 14.24, 7.11,  $P$  values: <0.001, 0.008). **Conclusion** The deep learning-based PET/CT multimodal fusion model significantly enhances diagnostic performance for PI prediction in lung cancer, offering a novel methodological approach for non-invasive and precise diagnosis of PI.

**【Key words】** Lung neoplasms; Neoplasm invasiveness; Pleura; Positron-emission tomography; Tomography, X-ray computed; Deep learning  
DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20250324-00090

胸膜侵犯 (pleural invasion, PI) 是影响非小细胞肺癌 (non-small cell lung cancer, NSCLC) 患者预后和生存率的重要因素<sup>[1-2]</sup>。PI 的存在可能增加淋巴结转移和恶性胸腔积液的风险,并显著提高肺癌的侵袭性<sup>[3]</sup>。目前,确认 PI 的“金标准”是有创的病理学评估<sup>[4]</sup>。PET/CT 可以同时提供形态学信息和代谢信息,为术前无创预测 PI 提供了新思路<sup>[5]</sup>。

相较于影像组学方法<sup>[6]</sup>,深度学习通过从大规模样本数据中挖掘内在规律并构建多层次表达模型,在临床实践中展现出巨大潜力,但其发展仍面临诸多挑战<sup>[7-8]</sup>。以 PET/CT 图像为例,目前主流的人工智能诊断模式通常仅将 CT 与 PET 图像的诊断结果进行简单叠加,常忽略 2 种图像间的空间对位关系,未能充分挖掘两者潜在的协同效应。因此,引入先进的信息融合策略对于构建性能更优的模型至关重要。本研究旨在开发一种针对 PI 的深度学习融合模型,通过引入信息融合策略,构建多输入融合图像模型,以提高对 PI 的预测效能,从而推动 PET/CT 自动化诊断的进程。

## 资料与方法

1. 研究对象。本研究为队列研究,回顾性纳入 2016 年 1 月至 2023 年 1 月在北京大学肿瘤医院行<sup>18</sup>F-FDG PET/CT 检查的 1 017 例肺癌患者[男 446 例、女 571 例,年龄 60 (55, 66) 岁]。纳入标准:(1) 有完整的 PET/CT 影像数据;(2) 经病理证实为 NSCLC,包括腺癌、鳞状细胞癌、大细胞癌等亚型;(3) 病理明确记录 PI 状态;(4) 无其他恶性肿瘤病史或无复发肿瘤;(5) PET/CT 检查与手术间隔时间不超过 2 周。排除标准:(1) PET/CT 影像质量

较差,如存在严重运动伪影或金属伪影;(2) 病理诊断为小细胞肺癌或其他非 NSCLC 病变;(3) 临床数据不完整,包括患者基本信息或重要检查结果缺失;(4) 图像质量差的数据。

采用分层随机抽样法按照 8:2 将患者分为训练集 (813 例) 和验证集 (204 例)。为进一步评估模型的泛化性能,额外收集 2023 年 4 月至 2024 年 2 月间北京大学肿瘤医院的 120 例[男 50 例、女 70 例,年龄 60 (53, 67) 岁]符合相同纳入标准的 NSCLC 患者作为测试集。本研究已获得北京大学肿瘤医院伦理委员会批准 (批准号:2018KT110-GZ01 ~ GZ06),患者均签署知情同意书。

2. PET/CT 显像。所有患者在标准临床条件下接受<sup>18</sup>F-FDG PET/CT 检查<sup>[9]</sup>。显像设备包括 Biograph mCT flow (德国 Siemens 公司) 和 Gemini TF64 (荷兰 Philips 公司) PET/CT 仪。所有患者在扫描前至少禁食 6 h,检查时血糖水平需低于 11.1 mmol/L,按体质量静脉注射<sup>18</sup>F-FDG 3.7 MBq/kg (由北京大学肿瘤医院核医学科提供)。患者静息 60 min 后采集全身 PET 图像,每个床位采集 1.5 min。采用有序子集最大期望值迭代法,并进行相应的衰减校正与散射校正,应用飞行时间和点扩散函数技术重建。本研究 CT 图像均来自 PET/CT 同步采集的低剂量 CT (非诊断级薄层 CT),扫描参数为管电压 120 kV,管电流 50~300 mA。

3. 图像预处理。为确保数据一致性和模型输入的规范化,所有影像数据经过标准化的预处理流程。为保证多模态数据空间对齐,所有 CT 和 PET 图像进行重采样处理。Biograph mCT flow 的 CT 图像为

像素间隔[2, 0.98, 0.98]、横截面矩阵尺寸 512×512; PET 图像为像素间隔[2, 4, 4]、横截面矩阵尺寸 200×200。Gemini TF64 的 CT 图像为像素间隔[3, 1.17, 1.17]、横截面矩阵尺寸 512×512; PET 图像为像素间隔[4, 4, 4]、横截面矩阵尺寸 144×144。以所有图像的像素间隔平均水平为基准, 最终对所有 CT 和 PET 图像采用像素间距为[2.94, 2.56, 2.56]的重采样。所有图像以三维(three-dimensional, 3D)体数据形式输入, 矩阵尺寸统一为 128(层数)×224(高度)×224(宽度), 通过中心裁剪(以病灶最大横截面为中心)以及零填充确保输入尺寸一致性, 避免二维切片处理导致的空间信息丢失。

此外, 采用阈值分割方法去除 CT 影像中的检查床及金属伪影。所有图像矩阵按像素的均值和标准差进行归一化处理, 使数据分布更适合神经网络模型的训练。

4. 单模态模型构建。以残差神经网络(residual neural network, ResNet)为基础, 分别构建 CT 和 PET 单模态影像的深度学习预测模型, 以评估单一模态影像在预测肺癌 PI 中的诊断效能。采用 3D-ResNet50 架构, 其卷积、池化及残差连接均基于 3D 操作实现, 能够自动学习跨切片的空间特征关联。同时, 比较 ResNet50 和稠密连接网络(dense convolutional network, DenseNet121)、视觉几何群网络(visual geometry group network, VGG16)等经典神经网络架构的性能。

(1) CT 单模态模型构建。在 CT 单模态模型的训练中, 使用交叉熵损失函数, 优化器选用 Adam, 初始学习率为 0.001, 并结合余弦退火调度器动态调整学习率, 每 20 轮训练后将学习率衰减至原值的 0.1, 以确保模型逐渐收敛。训练共进行 150 轮, 并引入早停策略, 当验证集损失连续 10 轮无显著改善时提前终止训练。所有模型比较实验基于统一的基线配置开展, 该配置设定如下: 输入图像像素间隔重采样至[2.94, 2.56, 2.56], 采用带泄露线性整流单元(leaky rectified linear unit, LeakyReLU)激活函数, 网络架构为 3D-ResNet50。在进行特定参数比较时, 始终保持其他参数与基线配置一致。

(2) PET 单模态模型构建。在 PET 单模态模型的构建中, 流程与 CT 模型基本一致, 仅输入 PET 影像数据进行模型训练。通过调整参数设置和训练过程中的数据增强策略, 确保模型能够充分捕捉 PET 影像中的代谢信息特征。模型的可解释性通过语义图将模型关注的影像区域可视化, 以揭示模型

在预测 PI 时主要关注的关键区域及其特征。

5. 融合策略的引入。引入多种融合策略构建多模态深度学习模型, 以充分利用 CT 和 PET 数据的互补性。在特征级融合方面, 分别提取 CT 和 PET 的特征向量, 在全连接层之前进行拼接, 实现高维特征融合; 并分别采用冻结单模态模型权重和不冻结单模态模型权重 2 种方式进行模型性能评估。在决策级融合方面, 结合单模态模型的输出概率, 采用加权求和的方式生成最终的诊断结果。

6. 医师影像学评估。为进一步评估模型性能, 由 1 名具有 5 年以上和 1 名具有 10 年以上临床诊断经验的核医学医师独立审阅 1 组 PET/CT 影像。医师在诊断过程中对患者诊断结果和个人信息均不知情。

7. 统计学处理。采用 IBM SPSS Statistics 26.0 软件分析数据。不符合正态分布的定量资料用  $M(Q_1, Q_3)$  表示, 多组间比较采用 Kruskal-Wallis 秩和检验; 定性资料用频数(百分比)表示, 组间比较采用  $\chi^2$  检验。采用 McNemar 检验比较模型与医师诊断结果的差异。所有检验为双侧,  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 结 果

1. 患者基线特征(表 1)。不同数据集患者的吸烟史、癌胚抗原(carcinoembryonic antigen, CEA)、神经元特异性烯醇化酶(neuron-specific enolase, NSE)、分叶征、结节-胸膜关系、实性成分占比(consolidation tumor ratio, CTR)、 $SUV_{max}$  差异均有统计学意义( $H$  值: 15.73, 23.54,  $\chi^2$  值: 8.42~26.41, 均  $P < 0.05$ ), 其余指标差异均无统计学意义( $H$  值: 2.18, 5.62,  $\chi^2$  值: 2.41~4.60, 均  $P > 0.05$ )。

2. 单模态模型的性能。(1) CT 单模态模型。在测试集中, 以 ResNet50、DenseNet121 和 VGG16 为网络架构的模型准确性分别为 81.7%(98/120)、63.3%(76/120)和 62.5%(75/120)。ResNet50 为最优 CT 单模态模型, 其在测试集中的特异度和灵敏度分别为 73.3%(44/60)和 90.0%(54/60)。

(2) PET 单模态模型。经参数调整后, 最优 PET 单模态模型在测试集中的准确性、特异度和灵敏度分别为 61.7%(74/120)、93.3%(56/60)和 30.0%(18/60)。尽管 PET 模型的整体性能低于 CT 模型, 但其特异度高于 CT 模型。在语义图的分析中, PET 模型能够有效捕捉到与 PI 相关的关键梯度特征, 具有良好的可解释性。图 1 展示了 PET 在语义图的典

型示例。

3.多模态融合模型的性能(表 2)。在特征级融合方面,冻结权重时,模型在测试集中的准确性为 78.3%(94/120);不冻结权重时的准确性为 88.3%(106/120)。相比之下,决策级融合模型在测试集中准确性达到 82.5%(99/120)。

4.模型与医师诊断性能的比较(表 3)。在测试集中,多模态融合模型的准确性优于医师评估( $\chi^2$ 值:14.24、7.11, $P$ 值: $<0.001$ 、 $0.008$ ),PET 单模态模

型特异度优于医师评估(均 $\chi^2 = 11.11$ ,均 $P < 0.001$ )。

### 讨 论

本研究围绕基于深度学习的 PET/CT 多模态融合模型在预测肺癌 PI 中的应用展开,系统探讨了单模态模型的构建与优化,多模态融合策略的引入及其性能评估。结果表明,多模态融合模型显著提升了诊断效能,为肺癌 PI 的精准预测提供了新的思路和方法学支持。

表 1 不同数据集肺癌患者的临床基线特征比较

组别	例数	性别[例(%)]		年龄 [岁; $M(Q_1, Q_3)$ ]	吸烟史[例(%)]		CEA[例(%)]	
		男	女		无	有	$\leq 5.0 \mu\text{g/L}$	$> 5.0 \mu\text{g/L}$
训练集	813	346(42.6%)	467(57.4%)	60(54,66)	531(65.3%)	282(34.7%)	630(77.5%)	183(22.5%)
验证集	204	100(49.0%)	104(51.0%)	60(56,66)	149(73.0%)	55(27.0%)	177(86.8%)	27(13.2%)
测试集	120	50(41.7%)	70(58.3%)	60(53,67)	91(75.8%)	29(24.2%)	96(80.0%)	24(20.0%)
检验值		2.97		2.18 <sup>a</sup>	8.42		9.35	
$P$ 值		0.227		0.336	0.015		0.009	

组别	NSE[例(%)]		CYFRA21-1[例(%)]		脉管内癌栓[例(%)]		毛刺征[例(%)]	
	$\leq 15.2 \mu\text{g/L}$	$> 15.2 \mu\text{g/L}$	$\leq 3.3 \mu\text{g/L}$	$> 3.3 \mu\text{g/L}$	无	有	无	有
训练集	591(72.7%)	222(27.3%)	670(82.4%)	143(17.6%)	712(87.6%)	101(12.4%)	204(25.1%)	609(74.9%)
验证集	119(58.3%)	85(41.7%)	157(77.0%)	47(23.0%)	175(85.8%)	29(14.2%)	43(21.1%)	161(78.9%)
测试集	83(69.2%)	37(30.8%)	92(76.7%)	28(23.3%)	110(91.7%)	10(8.3%)	33(27.5%)	87(72.5%)
检验值	15.94		4.60		2.45		2.41	
$P$ 值	$<0.001$		0.100		0.294		0.300	

组别	分叶征[例(%)]		结节-胸膜关系[例(%)] <sup>b</sup>		胸膜接触距离 [cm; $M(Q_1, Q_3)$ ]	CTR [ $M(Q_1, Q_3)$ ]	SUV <sub>max</sub> [ $M(Q_1, Q_3)$ ]
	无	有	I/II	III/IV/V			
训练集	104(12.8%)	709(87.2%)	181(22.3%)	632(77.7%)	0.3(-0.8,1.4)	0.3(0,0.6)	3.9(2.2,6.1)
验证集	54(26.5%)	150(73.5%)	78(38.2%)	126(61.8%)	0.2(-0.8,1.3)	0.4(0.2,0.7)	3.7(2.1,5.5)
测试集	26(21.7%)	94(78.3%)	42(35.0%)	78(65.0%)	0.5(-0.6,1.6)	0.2(0,0.6)	4.9(3.2,6.9)
检验值	24.64		26.41		5.62 <sup>a</sup>	15.73 <sup>a</sup>	23.54 <sup>a</sup>
$P$ 值	$<0.001$		$<0.001$		0.060	$<0.001$	$<0.001$

注:<sup>a</sup>为  $H$  值,余检验值为  $\chi^2$  值;<sup>b</sup>指结节与胸膜接触形态的影像学分类:I 类为无接触,II 类为有线状影无牵拉,III 类为有线状影伴牵拉,IV 类为有线状影伴切迹状牵拉,V 类为直接接触压迫/嵌入;CEA 为癌胚抗原,NSE 为神经元特异性烯醇化酶,CYFRA21-1 为细胞角蛋白 19 片段,CTR 为实性成分占比

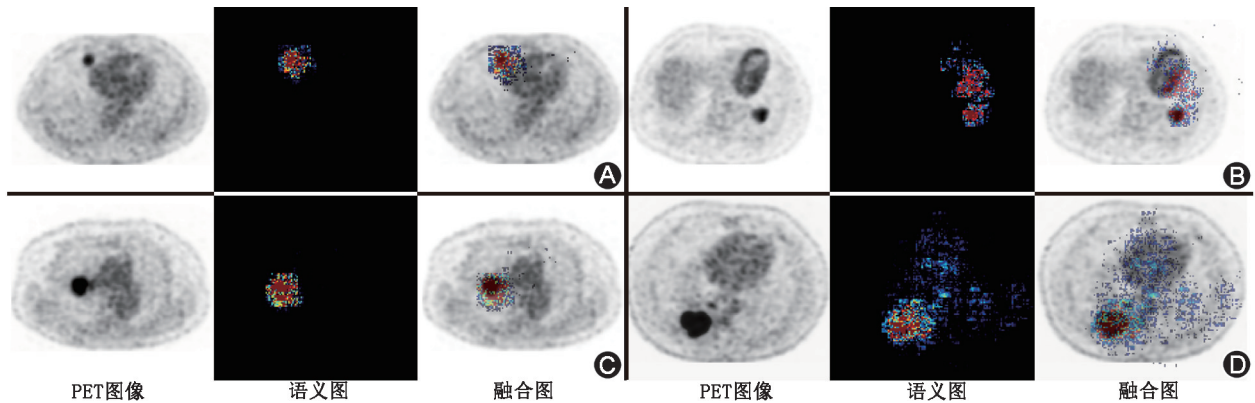


图 1 PET 图像在模型训练过程中的语义图 A.患者男,46 岁,右肺中叶肺腺癌(pT2aN0 期),预测阳性,病理阳性;B.患者男,56 岁,左肺下叶肺腺癌(pT1bN0 期),预测阳性,病理阴性;C.患者女,68 岁,右肺上叶肺腺癌(pT2aN0 期),预测阴性,病理阴性;D.患者男,60 岁,右肺下叶肺腺癌(pT2bN0 期),预测阴性,病理阳性

表 2 多模态融合模型在验证集和测试集肺癌患者中的诊断效能

诊断效能指标	特征级融合		决策级融合
	冻结权重	不冻结权重	
验证集 (n=204)			
准确性	88.2% (180/204)	91.2% (186/204)	88.7% (181/204)
灵敏度	88.9% (80/90)	92.2% (83/90)	90.0% (81/90)
特异度	87.7% (100/114)	90.4% (103/114)	87.7% (100/114)
测试集 (n=120)			
准确性	78.3% (94/120)	88.3% (106/120)	82.5% (99/120)
灵敏度	80.0% (48/60)	90.0% (54/60)	90.0% (54/60)
特异度	76.7% (46/60)	86.7% (52/60)	75.0% (45/60)

注:括号中为例数比

表 3 测试集 (n=120) 肺癌患者中不同模型和医师的诊断效能

诊断效能指标	评估者 1	评估者 2	CT 单模态模型	PET 单模态模型	多模态融合模型
准确性	70.0% (84/120)	75.0% (90/120)	81.7% (98/120)	61.7% (74/120)	88.3% (106/120)
灵敏度	86.7% (52/60)	96.7% (58/60)	90.0% (54/60)	30.0% (18/60)	90.0% (54/60)
特异度	53.3% (32/60)	53.3% (32/60)	73.3% (44/60)	93.3% (56/60)	86.7% (52/60)

注:括号中为例数比

本研究发现,尽管 CT 单模态模型已表现出较高的诊断效能,但其特异度仍存在提升空间。相比之下,PET 单模态模型虽整体准确性较低,但其特异度高达 93.3% (56/60)。同时,PET 模型在语义图上的表现反映了其对代谢信息的敏感性,提示 PET 影像通过捕捉肿瘤的糖代谢活性,能够显著降低假阳性率,尤其在鉴别良性胸膜反应性增厚与恶性侵犯中具有独特价值。语义图分析进一步揭示了模型决策的合理性,其关注区域与临床医师的诊断关注区域高度一致,增强了模型的可解释性。

相较于传统单模态分析<sup>[10-11]</sup>,本研究提出了分阶段融合框架,并通过优化网络结构实现了多模态信息的高效整合。通过融合策略整合两类模态信息后,多模态融合模型在测试集中的准确性达 88.3% (106/120),灵敏度和特异度分别提升至 90.0% (54/60) 和 86.7% (52/60)。Sun 等<sup>[12]</sup>利用术前单模态 CT 图像预测 PI 风险,相较于该单模态模型,本研究多模态融合模型的灵敏度显著提升 (59.0% 和 90.0%),表明多模态模型能够兼顾灵敏度与特异度,降低单一模态的误判风险。

本研究进一步对比了经验丰富的临床医师与 PET/CT 多模态融合模型的诊断能力。从临床决策角度看,融合模型在特异度方面较医师有显著提升,减少了误判为侵犯的可能,有助于降低不必要的手术创伤风险。

尽管本研究取得了积极结果,但仍存在局限性。首先,回顾性设计可能存在选择偏倚,且数据主要来源于单一中心的不同设备,可能影响模型的广泛适

用性。其次,语义图提示在部分任务中存在激活不足的问题,需在神经网络上进一步优化。因此,未来研究应注意多中心数据的整合,开发更高效的融合策略,以提升模型的泛化能力和应用可行性。

综上,本研究基于深度学习方法构建并优化了 PET/CT 多模态融合模型,为肺癌 PI 的精准诊断提供了新型工具。多模态融合策略展现了整合解剖和代谢信息的独特优势,具有良好的临床应用前景。

**利益冲突** 所有作者声明无利益冲突

**作者贡献声明** 孔祥星:研究实施、数据采集、论文撰写;孟祥溪:研究实施、论文修改、研究指导;张安南、周欣:数据分析;李因、杨志:研究指导

## 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. DOI:10.3322/caac.21660.
- [2] Wu F, Wang L, Zhou C. Lung cancer in China: current and prospect [J]. Curr Opin Oncol, 2021, 33 (1): 40-46. DOI:10.1097/CCO.0000000000000703.
- [3] Tsutani Y, Nakayama H, Ito H, et al. Long-term outcomes after sublobar resection versus lobectomy in patients with clinical stage I A lung adenocarcinoma meeting the node-negative criteria defined by high-resolution computed tomography and [<sup>18</sup>F]-fluoro-2-deoxy-d-glucose positron emission tomography [J]. Clin Lung Cancer, 2021, 22 (3): e431-e437. DOI:10.1016/j.clcc.2020.06.013.
- [4] Deterbeck FC, Boffa DJ, Kim AW, et al. The eighth edition lung cancer stage classification [J]. Chest, 2017, 151 (1): 193-203. DOI:10.1016/j.chest.2016.10.010.
- [5] 孙晓慧,刘志鹏,杨大壮,等. <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 [J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2024, 44 (2): 74-79. DOI:10.3760/cma.

- j.cn321828-20230313-00056.
- Sun XH, Liu ZP, Yang DZ, et al. Preoperative prediction of lymphovascular and visceral pleural invasion of lung adenocarcinoma based on <sup>18</sup>F-FDG PET radiomics[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2024, 44(2): 74-79. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20230313-00056.
- [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] Park SH, Han K. Methodologic guide for evaluating clinical performance and effect of artificial intelligence technology for medical diagnosis and prediction[J]. Radiology, 2018, 286(3): 800-809. DOI:10.1148/radiol.2017171920.
- [8] Shen J, Zhang CJP, Jiang B, et al. Artificial intelligence versus clinicians in disease diagnosis: systematic review[J]. JMIR Med Inform, 2019, 7(3): e10010. DOI:10.2196/10010.
- [9] Boellaard R, Delgado-Bolton R, Oyen WJ, et al. FDG PET/CT: EANM procedure guidelines for tumour imaging: version 2.0[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2015, 42(2): 328-354. DOI:10.1007/s00259-014-2961-x.
- [10] 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.
- [11] Cai X, Wang P, Zhou H, et al. CT-based radiomics nomogram for predicting visceral pleural invasion in peripheral T1-sized solid lung adenocarcinoma[J]. Am J Cancer Res, 2023, 13(12): 5901-5913.
- [12] Sun Q, Li P, Zhang J, et al. CT predictors of visceral pleural invasion in patients with non-small cell lung cancers 30 mm or smaller [J]. Radiology, 2024, 310(1): e231611. DOI:10.1148/radiol.231611.
- (收稿日期:2025-03-24)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

## 中华医学会杂志社对一稿两投问题处理的声明

为维护中华医学会系列杂志的声誉和广大读者的利益,现将中华医学会系列杂志对一稿两投和一稿两用问题的处理声明如下:

1.本声明中所涉及的文稿均指原始研究的报告或尽管 2 篇文稿在文字的表达和讨论的叙述上可能存在某些不同之处,但这些文稿的主要数据和图表是相同的。所指文稿不包括重要会议的纪要、疾病的诊断标准和防治指南、有关组织达成的共识性文件、新闻报道类文稿及在一种刊物发表过摘要或初步报道而将全文投向另一种期刊的文稿。上述各类文稿如作者要重复投稿,应向有关期刊编辑部做出说明。

2.如 1 篇文稿已以全文方式在某刊物发表,除非文种不同,否则不可再将该文投寄给他刊。

3.请作者所在单位在来稿介绍信中注明该文稿有无一稿两投问题。

4.凡来稿在接到编辑部回执后满 3 个月未接到退稿,则表明稿件仍在处理中,作者欲投他刊,应事先与该刊编辑部联系并申述理由。

5.编辑部认为文稿有一稿两投嫌疑时,应认真收集有关资料并仔细核实后再通知作者,同时立即进行退稿处理,在做出处理决定前请作者就此问题做出解释。期刊编辑部与作者双方意见发生分歧时,应由上级主管部门或有关权威机构进行最后仲裁。

6.一稿两用一经证实,期刊编辑部将择期在杂志中刊出其作者姓名和单位及撤销该论文的通告;对该作者作为第一作者所撰写的一切文稿,中华医学会系列杂志 2 年内将拒绝其发表;并就此事件向作者所在单位和该领域内的其他科技期刊进行通报。

中华医学会杂志社