论著

基于CT影像的深度学 习模型预测肺腺癌浸润 程度*

郭鑫宇¹ 王梓霖² 郭 晨¹ 嵇再雄¹ 李康安^{1,*}

- 上海交通大学医学院附属第一人民医院 放射科 (上海 200080)
- 2.浙江大学医学院附属第一医院介入科 (浙江杭州 310003)

【摘要】目的 研究多种深度学习融合模型预测肺 腺癌浸润程度的可行性,并评估其预测效能。**方法** 回顾性纳入经病理证实为肺腺癌的肺结节316例, 其中腺体前驱病变(含非典型腺瘤样增生和原位腺 癌)94例、微浸润腺癌123例和浸润性腺癌99例, 并建立数据集。253个(80%)用于训练深度学习模 型,63个(20%)用于模型验证。使用深度学习模型 (包括AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet)从数 据集中进行特征提取,通过PCA进行特征降维,利 用SVM对其分类,并评价单独和融合深度学习模型 对不同浸润程度肺腺癌的鉴别价值。结果 深度学习 模型对干肺腺癌浸润程度的预测取得了良好的诊断 性能,AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet以 及融合(combine)模型模型的总体准确率分别达到 73.68%、89.47%、77.19%、89.47%、92.98%。 combine模型对于不同浸润程度肺腺癌诊断的准确 性均高于94%。结论 深度学习融合模型对于肺腺癌 的浸润程度有良好的诊断性能,可以为临床提供更 为可靠的术前诊断依据。

【关键词】肺腺癌;肺结节;人工智能; 深度学习;神经网络 【中图分类号】R563 【文献标识码】A 【基金项目】国家自然科学基金 资助项目(12090024) DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2025.03.019

Prediction of Lung Adenocarcinoma Invasiveness Using Deep Learning Models Based on CT Images*

GUO Xin-yu¹, WANG Zi-lin², GUO Chen¹, JI Zai-xiong¹, LI Kang-an^{1,*}.

- 1.Department of Radiology, The First People's Hospital Affiliated to Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200080, China
- 2.Department of Interventional, the First Affiliated Hospital of Zhejiang University School of Medicine, Hangzhou 310003, Zhejiang Province, China

ABSTRACT

Objective To study the feasibility of combining multiple deep learning models for predicting the degree of lung adenocarcinoma infiltration and evaluate their predictive performance. *Methods* We retrospectively studied 316 cases of pulmonary nodules that were pathologically confirmed to be lung adenocarcinoma, which consisted of 94 cases of precursor glandular lesions (including atypical adenomatous hyperplasia and adenocarcinoma in situ), 123 cases of minimally adenocarcinoma and 99 cases of invasive adenocarcinoma. A dataset was established, where 80% (253 cases) were used for training the deep learning models (including AlexNet, VGG19, GoogleNet, and ResNet), and the remaining 20% (63 cases) were reserved for model validation. Deep learning models were used to extract features from the datasets, followed by principal component analysis (PCA) for feature dimensionality reduction. Support vector machine (SVM) was then used to classify the features. The diagnostic performance of individual and combined deep learning models in differentiating lung adenocarcinoma with different degrees of infiltration was evaluated. Results The deep learning models achieved good diagnostic performance in predicting the infiltration degree of lung adenocarcinoma. The overall accuracy rates of AlexNet, VGG19, GoogleNet, ResNet and Combine models reached 73.68%, 89.47%, 77.19%, 89.47% and 92.98%, respectively. The diagnostic accuracy of the Combine model for lung adenocarcinoma with different degrees of infiltration is consistently higher than 94%. Conclusion The combined deep learning model exhibits excellent diagnostic performance in assessing the invasion degree of lung adenocarcinoma, providing clinicians with more reliable preoperative diagnostic evidence.

Keywords: lung Adenocarcinoma; Pulmonary Nodules; Artificial Intelligence; Deep Learning; Neural Network

肺癌是全球癌症相关死亡的主要原因,目前肺腺癌约占肺癌患者人群的40%^[1]。随 着低剂量计算机断层扫描(low-dose computed tomography, LDCT)在肺癌早期筛查中的 广泛应用,早期肺腺癌的检出率迅速上升^[2]。根据世界卫生组织(WHO)第五版胸部肿瘤 的病理分类标准,肺腺癌分为非典型腺瘤性增生(atypical adenomatous hyperplasia, AAH)、原位腺癌(adenocarcinoma in situ, AIS)、微浸润腺癌(minimally invasive adenocarcinoma, MIA)和浸润性腺癌(invasive adenocarcinoma, IAC),其中AAH与 AIS被划分为腺体前驱病变^[3],在2015版的WHO分类中,称为浸润前病变(preinvasive)^[4]。 由于不同浸润程度的肺腺癌在手术方式、术后治疗方案、预后及生存率方面存在较大差 异。因此,对于肺腺癌的浸润程度进行准确的术前评估具有重要意义。

近年来,计算机深度学习技术已经在许多肺癌相关研究中取得了成果,例如肿瘤分割^[5]、良恶性分类^[6]和肿瘤预后^[7]。此外,深度学习技术在预测肺腺癌的浸润程度方面也 取得了良好的分类结果^[8],成为辅助影像诊断的重要工具。然而,大多数之前的研究在 纳入标准里只关注了某种类型的结节,例如实性或亚实性结节^[9-10],纯磨玻璃结节或混 合磨玻璃结节^[8-11],这可能会限制模型的实际应用。本研究使用四个著名的深度学习模 型(AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet)训练和验证数据集,并提取数据集的特征 向量,以实现不同浸润程度肺腺癌,包括腺体前驱病变(AAH和AIS)、微浸润腺癌(MIA) 和浸润性腺癌(IAC)的分类。

1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性纳入2017年1月至2021年1月间于我院行胸部CT平扫检查,且 经手术病理证实为肺腺癌患者316例,其中,男98例,女218例,年龄20~84岁,平均 (55±13)岁。纳入标准:术前行薄层 CT(层厚≤ 1.25 mm)检查;CT显示病灶长径 ≤3cm;CT检查与手术相距时间在1个月以内;患者术前未进行过放化疗及介入治疗。 排除标准:CT检查前已有恶性肿瘤病史;既往有肺部手术史;未明确病理亚型的肺腺 癌;转移性肺癌、肺粘液性腺癌;CT图像呼吸伪影严重导致成像质量不佳。

1.2 影像检查及图像处理方法使用西门子SOMATOM Force双源CT和西门子 SOMATOM Definition FLASH双源CT 进行CT平扫。患者取双臂上举仰卧位,吸气 末屏气扫描。扫描参数为:螺旋扫描,准直宽度分别为256 mm×0.625 mm和64 mm×0.625 mm,螺距1.5,球管旋转时间 0.4 s,球管电压120 kV(峰值),球管电流 100 mA·s。重建层厚和层距均为0.625 mm,矩阵512×512, FOV350 mm×350 mm,标准算法重建。扫描范围自肺尖至肺底 全部区域。

从图像存储和传输系统(PACS)获取胸部CT图像,将CT图像 设置为肺窗(窗宽1500,窗位-400),由一名五年以上胸部影像工 作经验的医生找到结节最大径层面,将DICOM格式转换为 JPEG 格式,并截取病灶整体和边缘结构的矩形图像,再由另一位16年 胸部影像工作经验的医生进行确认。根据组织学和免疫组化染色 结果,将每个图像标注为非典型腺瘤样增生、原位腺癌、微浸润 腺癌和浸润性腺癌,作为模型分类的"金标准"。

1.3 病理检查方法 所有入组标本均通过外科手术获得。手术标本均进行了常规病理学检查(HE染色)和免疫组化检查。所有病理组织学均由经验丰富的病理学医师按 2021年 WHO 肺腺癌分类标准^[3],将肺腺癌分为非典型腺瘤样增生、原位腺癌、微润性腺癌、浸润性腺癌四类。

1.4 数据集分类 由于AAH与AIS属于肺腺癌的腺体前驱病变,且 在影像学特征和预后上有相似的表现,本研究决定将AAH与AIS数 据集合并,建立了腺体前驱病变数据集。所有数据集分为三类: 腺体前驱病变(包括AAH与AIS)94例、微浸润腺癌123例、浸润性 腺癌99例。为了提高模型的性能,三个分组的图像数量相近。每 个分类,随机选择80%作为训练集,另外20%作为测试集,以评 估模型的预测性能和泛化能力。

1.5 深度学习模型

1.5.1 AlexNet AlexNet是一个8层CNN网络,由五个卷积层和三 个全连接层构成,输入尺寸为227×227。第一层有一个11×11 的卷积窗口,第二层该卷积窗口先缩小到5×5,然后再缩小到 3×3。在卷积层的第一、第二和第五层使用了最大池化函数。在 最后一层的卷积层之后,存在一个4096的输出层。"FC8"的层 用于获得1000个特征向量。在该模型中,Relu激活函数应用在每 个卷积层和全连接层。

1.5.2 VGG19 VGG19有16个卷积层+3个全连接层。在加深网络层数的同时为了避免参数过多,所有层都采用3x3的小卷积核,卷积层步长被设置为1。第一层中的输入尺寸为224×224,在3×3卷积层和最大池化层之后,该模型的结构中还有两个4096个节点的全连接层。和AlexNet模型一样,该模型也有一个名为"FC8"的层,用于特征提取。

1.5.3 GoogleNet GoogleNet旨在通过增加深度提高神经网络的 性能。该网络模型由多个模块组成,每个模块都包含不同大小的 卷积层和最大池化层,称为"inception"。虽然该模型共有9个 inception块,计算复杂度较高,但通过改进提升了模型的速度和 性能。在该模型中,我们使用"loss3-classifier"层提取了1000 个特征。

1.5.4 ResNet ResNet是一种残差网络,特点是容易优化,并且 能够通过增加相当的深度来提高准确率。其内部的残差块使用了 跳跃连接,缓解了在深度神经网络中增加深度带来的梯度消失问 题。ResNet的每一层都由几个块组成。利用该模型,当确定残 差层结构时,与其他模型相比,计算的参数数量减少。在该模型 中,使用"fc1000"层提取了1000个特征。

本研究利用肺腺癌的CT影像数据集对这四个深度神经网络 进行训练得到的模型进行特征提取,每个模型分别获得1000个特 征。AlexNet 模型的图输入大小为227 × 227,其他模型的输入 大小为224 × 224。每个模型均使用随机梯度下降算法(SGD)作为 优化器,动量为0.9。每个模型的小批量(Mini Batch)为 64,此值 可以是 128 或 256,具体取决于运行程序的硬件性能。所有模型 使用的学习率为1e-5。

1.6 特征融合本研究中,采用了特征拼接(feature concatenation)的融合策略,将来自AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet四个模型的特征向量在特征维度上进行拼接,形成一个更丰富的特征集。融合后的特征集包含了来自多个模型的信息,具有更强的表征能力和鲁棒性。通过特征融合,能够充分利用不同深度学习模型的优势,提高肺腺癌CT影像的分类和预测精度。

1.7 特征选择特征选择作为一种数据处理策略,已被证明在机器 学习处理高维数据时是有效的。高维数据的特征数量庞大,导致 训练时间增加,并易引发模型过拟合,使模型在训练数据上表现 良好,但在新的未知数据上性能下降。因此,通过特征选择,可 以从高维数据中筛选出最具代表性和相关性的特征,提高模型的 效率和泛化能力。

主成分分析(principal component analysis, PCA)是一种常见的数据降维方式,可以保留数据的主要变化方向,同时降低数据的维度。在我们的研究中,每个模型建立和训练过程中提取的特征数是1000个,使用PCA降维后,获得20个最具代表性和相关性的特征,被输入到SVM分类器中进行分类预测。

1.8 支持向量机 支持向量机(support vector machine, SVM)是 一种监督学习算法,通常用于分类和回归任务。SVM在模型构建 时,以间隔最大化(maximum margin)为目标,通过寻找一个最 优直线或超平面(hyperplane)来实现分类。本文利用支持向量机 分别对特征降维前后的数据集进行了分类。

1.9 开发环境使用 MatLab 的深度学习工具箱开发程序(MatLab 2022a, MathWorks)。使用具有i9处理器、GeForce RTX3060显 卡和16GB 显存的计算机运行程序。

1.10 统计学方法 采用SPSS 27.0统计软件对数据进行统计 分析。本研究计量资料均符合正态分布,以均数±标准差 (Mean±SD)表示,组间比较采取单因素方差分析;方差不齐时 采用Welch近似F检验;计数资料采用例数(%)表示,组间比较采 用×²检验。使用F1值(F1-Scr)、灵敏度(Se.)、特异度(Sp.)、精确 度(Pre.)、准确度(Acc.)、和总体准确度(Overall Acc.)对各模型的 性能进行综合评估,以上指标均由模型分类混淆矩阵计算得到。

2 结 果

2.1患者基线特征 根据入选标准,共入组316例患者,其中94例 (29.7%)为腺体前驱病变,123例患者(38.9%)为MIA,99例患者 (31.3%)被归类为IAC。在三组中,肿瘤所在位置(P=0.349)无分布 差异。前驱病变组和MIA组较年轻的患者多于IAC组(P<0.001)。前 驱病变组和MIA组女性患者比例更大(AAH or AIS: 78.7%, MIA: 74.0%, IAC: 53.5%; P<0.001)。此外,随着肺腺癌病理亚型的进展,CT图像上的肿瘤最大径和平均CT值增加(P<0.001)。经单因素 方差分析,不同浸润程度肺腺癌的分叶、毛刺、空泡征、胸膜凹

表↓思右基线符仙								
		AAH or AIS(n=94)	MIA(n=123)	IAC(n=99)	Р			
年龄(y)		51.1 ± 14.1	54.3±13.3	60.1±9.8	<0.001			
性别	男	20(21.3)	32(26.0)	46(46.5)	<0.001			
	女	74(78.7)	91(74.0)	53(53.5)				
位置	右上	34(36.2)	50(40.7)	27(27.3)	0.349			
	右中	8(8.5)	11(8.9)	10(10.1)				
	右下	13(13.8)	21(17.1)	12(12.1)				
	左上	28(29.8)	27(22.0)	31(31.3)				
	左下	11(11.7)	14(11.4)	19(9.2)				
最大径(mm)		8.9±2.7	11.1±4.2	19.4±6.9	<0.001			
平均CT值(HU)		-525.2±149.0	-435.7±171.0	-178.5±200.0	<0.001			
密度类型	pGGN	55	46	1				
	mGGN	39	72	52				
	实性	0	5	46				
分叶		33(35.1)	28(22.8)	87(87.9)	<0.001			
毛刺		17(18.1)	14(11.4)	64(64.6)	< 0.001			
空泡征		26(27.7)	34(27.6)	70(70.7)	<0.001			
胸膜凹陷		15(16.0)	28(22.8)	60(60.6)	< 0.001			
血管扩张		43(45.7)	56(45.5)	66(66.7)	0.002			

注: pGGN为纯磨玻璃结节; mGGN为混合磨玻璃结节。

陷、血管扩张等恶性征象的差异均有统计学意义,详见表1。

2.2 深度学习模型模型性能评价 第一步是使用数据集对 AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet四个深度学习网络进行 训练和验证,再通过支持向量机获得模型的分类结果,三分类混 淆矩阵如图1。

从混淆矩阵中获得真阳性(TP)、假阳性(FP)、真阴性(TN)和 假阴性(FN)的值用于计算性能指标:F1值(F1-Scr)、灵敏度(Se.)、 特异度(Sp.)、精确度(Pre.)、准确度(Acc.)、和总体准确度(Overall Acc.),详见表1。与实际病理结果相比,AlexNet、VGG19、 GoogleNet、ResNet的总体准确率分别为78.95%、87.72%、 66.67%、85.96%。深度学习模型对于腺体前驱病变、浸润性腺 癌和微浸润腺癌三者的诊断的敏感度、特异度详见表2。

当四个深度学习模型融合后的Combine模型的总体准确率 大大提升,达到了91.23%。对腺体前驱病变、IAC、MIA的敏 感度达到84.21%、94.74%、94.74%,特异度达到 97.37%、 94.74%、94.74%,可有效减少误诊和漏诊(详见表2及图3A)。 第二步,使用PCA降维从四个深度学习模型中分别提取的 1000个特征中各选择了20个最有代表性和相关性的特征,再提 取全连接层特征,分别将训练集和测试集特征合并后进行SVM分 类,三分类混淆矩阵如图2。AlexNet、VGG19、GoogleNet、 ResNet和Combine模型的总体准确率分别达到了73.68%、 89.47%、77.19%、89.47%、92.98%。可以说,PCA降维为 VGG19、GoogleNet、ResNet以及Combine模型性能提供了 有效的提升。各模型在特征降维后对于腺体前驱病变、浸润性 腺癌和微浸润腺癌三者的诊断的敏感度、特异度详见表3。除 AlexNet外,在PCA降维后各模型对于每个分类的灵敏度都有不 同程度提升。

将四个深度学习模型提取的特征融合后的Combine模型经过 PCA降维后总体准确率也有所提升,达到了92.98%。对腺体前驱 病变、IAC、MIA的敏感度达到89.47%、94.74%、94.74%,特 异度达到 97.37%、97.37%、94.74%。相比降维前性能指标均 有一定程度提升(表1,图3B)。



图1A-图1D PCA降维前深度学习模型AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet预测分类和实际病理分型的混淆矩阵。



图2A-图2D PCA降维后深度学习模型AlexNet、VGG19、GoogleNet和ResNet预测分类和实际病理分型的混淆矩阵。 图3A-图3B Combine模型降维前后预测分类和实际病理分型的混淆矩阵。

表2 PCA降维前模型性能指标							
Model	Classes	Se. (%)	Sp. (%)	Overall Acc. (%)			
AlexNet	AAH or AIS	63.16	94.74	78.95			
	IAC	89.47	97.37				
	MIA	84.21	76.32				
VGG19	AAH or AIS	84.21	92.11	87.72			
	IAC	100.0	94.74				
	MIA	78.95	94.74				
GoogleNet	AAH or AIS	52.63	81.58	66.67			
	IAC	94.74	78.95				
	MIA	52.63	89.47				
ResNet	AAH or AIS	84.21	92.11	85.96			
	IAC	89.47	97.37				
	MIA	84.21	89.47				
Combine	AAH or AIS	84.21	97.37	91.23			
	IAC	94.74	94.74				
	MIA	94.74	94.74				

3 讨 论

随着肺癌筛查的推广,尽早识别恶性结节从而降低死亡率的 需求日益增加,通过CT图像准确预测肺腺癌浸润程度至关重要。 AAH通常为≤5mm的病灶,局部的肺泡上皮细胞呈轻度到中度 的非典型增生;AIS组织学上定义为≤3.0cm,单纯贴壁生长的腺 癌,无间质、脉管及胸膜侵犯;MIA定义为≤3.0cm,肿瘤以贴壁 型生长为主,且最大浸润直径≤5mm,无胸膜、支气管、脉管侵 犯、肿瘤性坏死及气腔播散(STAS)。IAC是一种恶性上皮肿瘤,分 为贴壁型、腺泡型、乳头型、微乳头型和实体型五个主要亚型^[3]。

目前,外科手术是治疗早期肺腺癌的首选方式。不同浸润程 度的肺腺癌在手术方式、术后治疗方案、预后及生存率方面存在 较大差异。腺体前驱病变和MIA通常表现出惰性和生长缓慢的特 征,长期生存数据表明,AIS和MIA的5年生存率均为100%,但 当肿瘤进展到IAC阶段时,预后明显比AIS和MIA差^[12]。腺体前驱 病变需要长期随访并选择合适的手术时机,以减少过度治疗。中 华医学会肺癌临床诊疗指南(2023版)中指出,肿瘤长径≤2 cm的 原位癌,可采用意向性肺段切除。病灶位于肺外周1/3;长径≤2 cm的小结节;实性成分≤0.5 cm,可采用意向性楔形切除^[13]。

既往研究主要集中于根据CT图像预测肺腺癌浸润前后的两分 类的定量研究^[14-15]。另一部分研究建立了深度学习分类模型,例 如,Gong^[11]等人开发了一个深度神经网络模型来诊断磨玻璃结 节并对浸润前病变和IAC进行分类,但在两个外部验证集上的结 果并不稳定。此外,大多数之前的研究只关注纳入标准中的某种 类型的结节,如实性或亚实性结节^[9-10],纯磨玻璃结节或混合磨 玻璃结节^[8-11],对于模型的实际应用有一定局限性。

在我们的研究中,深度学习模型和PCA算法一起用于肺腺癌 腺体前驱病变(包括AAH 和AIS)、MIA和IAC的CT图像3分类。特征 降维前,VGG 19和ResNet与其他深度学习模型相比,在研究中 获得了更好的分类效果。当这四个模型融合后,总体准确率显著 增加。当对四个模型中提取的特征进行PCA特征降维后,总体准 确率等各个性能指标,尤其是敏感度有所增加,融合后地总体准 确率也有所提高。此外,降维后的Combine模型识别MIA 和IAC 的灵敏度均高达94.74,意味着该模型能够准确地识别出大部分 的高危肺结节,从而有效减少漏诊的发生。降维后的Combine模 型在识别腺体前驱病变、MIA和IAC时的特异度分别为97.37%、 97.37%和94.74%,表明该模型在排除非高危肺结节方面也表现 出色,从而有助于减少误诊,避免过度治疗。

该研究的优势包括通过PCA降维选择了最有效的特征来减少 计算时间,展示了利用不同深度学习模型对于肺腺癌浸润程度分 类的诊断性能,并通过特征降维及模型融合获得了很好的预测性 能。此外,由于CT图像中肺部结构的复杂性以及腺癌浸润的多样 性,诊断过程中可能存在主观性和误差。本研究以肺腺癌病理新 分类作为模型开发的"金标准",在CT图像中诊断肺腺癌的病理 分类问题上提出了独特的解决方案,有助于提高临床诊断的精确

表3 PCA降维后模型性能指标								
Model	Classes	Se. (%)	Sp. (%)	Overall Acc. (%)				
AlexNet	AAH or AIS	68.42	86.84	73.68				
	IAC	89.47	92.11					
	MIA	63.16	81.58					
VGG19	AAH or AIS	84.21	94.74	89.47				
	IAC	100.0	94.74					
	MIA	84.21	94.74					
GoogleNet	AAH or AIS	78.95	81.58	77.19				
	IAC	94.74	92.11					
	MIA	57.89	92.11					
ResNet	AAH or AIS	84.21	94.74	89.47				
	IAC	94.74	97.37					
	MIA	89.47	92.11					
Combine	AAH or AIS	89.47	97.37	92.98				
	IAC	94.74	97.37					
	MIA	94.74	94.74					

度和效率。

该研究也存在一定的局限性,首先,本研究为回顾性研究, 纳入病例均经手术病理证实,存在选择性偏倚。其次,本研究仅 截取结节最大径层面用于模型输入,可能缺失部分病灶信息。此 外,本研究样本规模较小,样本数量对于深度学习模型的分类准 确性有影响。在未来的研究中,我们将增加样本数量,并引入外 部测试集以提高深度学习模型的泛化能力。

本研究表明多种深度学习融合模型能够根据CT图像对肺腺癌 的浸润程度进行分类预测,为医学诊断和治疗提供有力的支持。

参考文献

- [1]Siegel R L, Miller K D, Fuchs H E, et al. Cancer statistics, 2021 [J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71 (1): 7-33.
- [2] Nasim F, Sabath B F, Eapen G A. Lung cancer [J]. Med Clin North Am, 2019, 103 (3): 463-473.
- [3]Nicholson A G, Tsao M S, Beasley M B, et al. The 2021 WHO classification of lung tumors: impact of advances since 2015[J]. J Thorac Oncol, 2022, 17 (3): 362-387.
- [4]Marx A, Chan J K, Coindre J M, et al. The 2015 World Health Organization classification of tumors of the thymus: continuity and changes [J]. J Thorac Oncol, 2015, 10(10): 1383-1395.
- [5]Zhou Z, Siddiquee M M R, Tajbakhsh N, et al. UNet++: redesigning skip connections to exploit multiscale features in image segmentation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39 (6):1856-1867.
- [6] Chen C L, Chen C C, Yu W H, et al. An annotation-free whole-slide training approach to pathological classification of lung cancer types using deep learning [J]. Nat Commun, 2021, 12 (1): 1193.
- [7]She Y, Jin Z, Wu J, et al. Development and validation of a deep learning model for non-small cell lung cancer survival [J]. JAMA Netw Open, 2020, 3(6): e205842.
- [8]Yu Y, Wang N, Huang N, et al. Determining the invasiveness of ground-glass nodules using a 3D multi-task network [J]. Eur Radiol, 2021, 31 (9): 7162-7171.
- [9] Baldwin D R, Gustafson J, Pickup L, et al. External validation of a convolutional neural network artificial intelligence tool to predict malignancy in pulmonary nodules [J]. Thorax, 2020, 75 (4): 306-312.
- [10] Massion P P, Antic S, Ather S, et al. Assessing the accuracy of a deep learning method to risk stratify indeterminate pulmonary nodules[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2020, 202 (2): 241-249.
- [11]Gong J,Liu J,Li H, et al. Deep learning-based stage-wise risk stratification for early lung adenocarcinoma in CT images: a multicenter study[J]. Cancers (Basel), 2021, 13(13):
- [12] Yotsukura M, Asamura H, Motoi N, et al. Long-term prognosis of patients with resected adenocarcinoma in situ and minimally invasive adenocarcinoma of the lung [J]. J Thorac Oncol, 2021, 16 (8): 1312-1320.
- [13] 中华医学会肿瘤学分会,中华医学会杂志社.中华医学会肺癌临床诊疗指南(2023 版)[J].中华肿瘤杂志,2023,45(7):539-574.
- [14]何佳颖,杨美菊.三维CT在肺部混合磨玻璃结节浸润性评估中的价值[J]. 罕少疾病 杂志、2023、30(06): 30-32.
- [15]赵蕾,马爱珍,史展.肺结节术前薄层CT征象及定量参数与术后病理对照研究[J]. 罕少疾病杂志,2023,30(12):37-39.

(收稿日期: 2024-02-29)

(校对编辑:姚丽娜)