

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.10.017

医学人工智能

基于CT特征构建预测肺结节良恶性的机器学习模型

丛玉林, 徐小虎, 沈春林, 许亚春
海安市人民医院影像科, 江苏 海安 226600

【摘要】目的:基于CT特征构建预测肺结节良恶性的机器学习模型。**方法:**选取海安市人民医院于2021年1月至2023年1月间CT上表现单发亚实性结节的患者129例,所有病例均行胸部CT扫描,记录病灶定量参数、形态学和影像组学特征。根据相关诊断标准进行肺结节良恶性分型,病例用于划分训练集、内部测试集。模型包括组学标签、形态学模型、CT模型、综合模型。**结果:**研究纳入训练集98例(恶性27例,良性71例),内部测试集31例(恶性7例,良性24例)。单因素分析显示,年龄、病灶直径、平均密度、毛刺征、胸膜凹陷征、空泡征、空气支气管征在恶性组和良性组间差异有统计学意义($P<0.05$),恶性组平均密度、毛刺征、胸膜凹陷征、空泡征、空气支气管征、病灶直径大于良性组($P<0.05$);LinkDocAI-肺结节智能诊断系统勾画感兴趣区域并提取其中的1000个组学特征,从98例病例里面予以相应的特征挑选,特征剔除缺失、标准化处理、低度重要特征值、高度相关特征、相关性检验结束后挑选特征共20个。利用十折交叉验证及LASSO回归,以 λ_{1se} 为最优的 λ 构建组学标签,最终将Gradient_Shape_MinorAxis、LBP_Glszm_ZoneEntropy两个最有意义特征纳入;本研究选CT模型为最优模型,该模型在训练集、内部测试集的受试者特征曲线下面积分别为0.912、0.889。**结论:**基于CT特征构建预测肺结节良恶性的机器学习模型具有较好的预测效能,能对肺结节良恶性分型进行鉴别诊断。

【关键词】CT特征;模型构建;肺结节;良恶性;机器学习模型

【中图分类号】R318;R734.2

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)10-1315-06

Machine learning model predicts benign and malignant pulmonary nodules based on CT features

CONG Yulin, XU Xiaohu, SHEN Chunlin, XU Yachun
Department of Imaging, Hai'an People's Hospital, Hai'an 226600, China

Abstract: Objective To construct a machine learning model for predicting benign and malignant pulmonary nodules based on CT features. **Methods** A total of 129 patients with single solid nodules on CT from January 2021 to January 2023 in Hai'an People's Hospital were selected. All of them underwent chest CT scan, and the quantitative parameters, morphological features and radiomics features were recorded. The differentiation of benign and malignant pulmonary nodules was carried out according to relevant diagnostic criteria. The cases were divided into the training set and the internal test set. The constructed models included radiomics labels, morphological model, CT model and combined model. **Results** There were 98 cases in the training set (27 malignance and 71 benign) and 31 cases in the internal test set (7 malignance and 24 benign). Univariate analysis showed that there were significant differences in age, lesion diameter, mean density, burr sign, pleural depression sign, vacuole sign and air bronchial sign between malignant group and benign group ($P<0.05$). Compared with benign group, malignant group had higher proportions of burr sign, pleural depression sign, vacuole sign, air bronchial sign, and larger lesion diameter and mean density ($P<0.05$). LinkDocAI intelligent diagnosis system for pulmonary nodules was used to outline regions of interest and from which 1 000 radiomics features were extracted. The feature selection was performed in 98 cases, and 20 features were screened out after standardized treatment and correlation testing, excluding missing features, low importance feature values and highly correlated features. Through LASSO regression and 10-fold cross validation, λ_{1se} was selected as the optimal λ to construct radiomics labels, and the two most meaningful features (LBP_Glszm_ZoneEntropy and Gradient_Shape_MinorAxis) were enrolled. CT model was considered as the optimal model in this study, and it had an area under receiver operating characteristic curve of 0.912 and 0.889 in the training set and the internal testing set, respectively. **Conclusion** The machine learning model to predict benign and malignant lung nodules

【收稿日期】2024-06-11

【基金项目】南通市卫健委指令性面上课题(MS2022100)

【作者简介】丛玉林,住院医师,研究方向:影像诊断,E-mail: cyl_yulin@163.com

【通信作者】许亚春,主任医师,研究方向:胸部影像诊断,E-mail: 398461468@qq.com

based on CT features has good predictive efficiency, and it can realize the differential diagnosis of benign and malignant pulmonary nodules.

Keywords: CT feature; model construction; pulmonary nodule; benign and malignance; machine learning model

前言

肺癌在国内恶性肿瘤致死率排名首位。与X线片比较,低剂量计算机断层扫描(CT)检查可提高肺癌早期筛查率,从而降低死亡率。在CT检查中对肺结节良恶性分类是早期肺癌筛查的关键步骤,但仍是当前比较困难的问题^[1]。常规影像学检查主要通过分析分叶、毛刺征等病变的CT特征进行鉴别,无充分的图像数据。影像组学通过定量测量CT图像,高通量提取CT特征,实现数据深入挖掘^[2]。目前,影像组学已在肺癌鉴别、预后预测、基因表型检测、侵袭性、结节性质、良恶性分类等方面广泛应用,其可反复操作也获得一定的研究。随着CT广泛用于肺癌筛查,肺结节的检出率明显增加^[3]。作为CT上肺磨玻璃密度的一类结节,亚实性结节(SSN)可分成两类,分别是纯、混合型。肺泡壁增厚、腔塌陷、体积小等均可在CT上呈现SSN,因此除了良性病变以外,临床更为重视SSN的肺癌及其癌前病变表现情况,可疑病变及时发现可提高病人的生存率^[4]。结节内结构差异为影像组学方面的具体应用提供理论依据。通过数据集方面的统计,越来越多的研究则对计算机图像方面的分析更为重视,从而让诊疗过度减少,利用机器学习达到无创实现肺结节良恶性方面的分类^[5]。本研究基于CT特征,构建多种统计学模型及机器学习模型,预测肺结节良恶性病理分型。

1 资料与方法

1.1 研究对象

选取海安市人民医院于2021年1月至2023年1月就诊患者中CT上表现单发SSN的患者129例。纳入标准:(1)行肺叶切除,进行病理检查,一般资料齐全;(2)追溯影像归档和通信系统(PACS),CT呈现单发SSN,6 mm≤直径≤30 mm;(3)术前未穿刺活检,行CT扫描,有连续医学数字成像和通信(DICOM)图像(层厚≤1.5 mm),零氦科技(LinkDoc)AI-肺结节智能诊断系统可以被正确识别并予以勾画操作,病灶没有显著的空洞;(4)排除电子病历系统查阅,合并其他癌症,且存在自身免疫性疾病者。

病例全部予以CT扫描(胸部),仰卧位,在胸部位置的入口到下肺区域。把定量参数、形态学以及影像组学方面的特征仔细记录下来。(1)定量参数:病灶具体的直径、平均密度。在PACS横断区域的最

大感兴趣区域(ROI)里面进行3次测量,取均值;直径测量手段依照CT扫描偶发肺结节处理指南,直径定义为长短轴径加起来之后的均值^[6]。(2)形态学特征:毛刺征、胸膜凹陷征、空气支气管征、血管束束征、空泡征。让影像学医师(具有5年相关经验)对病灶的具体形态予以评估及相应的医师(15年相关影像学方面经验)予以确认,存在意见不统一时经协商后达成一致。(3)影像组学特征:一阶形状特征、灰度共生、区域大小、行程、邻域灰度差分、依赖矩阵特征。除原始图像外,特征可从小波、LBP、平方、平方根、对数、指数、梯度和拉普拉斯滤波器予以相应处理后的图像提取,把符合具体要求的DICOM图像诊断系统导入,在图像勾画并提取组学特征,由资深的影像科医师确认ROI。

1.2 诊断标准

根据《肺结节诊治中国专家共识》中的诊断标准^[7]:肺结节是肺内直径≤30 mm不规则病灶,分实性、亚实性、磨玻璃样结节。随访中,肺磨玻璃样结节有下述变化大部分考虑良性:(1)短期病灶外部特征改变显著;(2)密度均匀或变淡;(3)在密度增大的情况下,病灶缩小;(4)病灶快速变大;(5)实性结节病灶稳定超过2年。如出现下述变化大部分考虑恶性:(1)直径增加、倍增时间符合规律;(2)病灶增大,并出现实性成分;(3)病灶缩小,但出现实性成分;(4)血管生成符合规律;(5)出现分叶、毛刺或胸膜凹陷。肺结节良恶性分类示意图如图1所示。

1.3 模型构建

收集的129例病例用于划分训练集、内部测试集。训练集用于建模,内部测试集用于验证。模型包括组学标签、形态学模型、CT模型、定量参数以及综合模型建模。

1.4 统计学方法

采用SPSS22.0统计学软件进行分析,变量在良恶性组间的差异采用单因素分析检验,对满足正态分布的计量资料用均数±标准差表示,采用 t 检验;对计数资料采用率(%)表示,采用卡方检验。特征标准化用Z-Score方法高度相关特征(阈值超过0.7)、剔除缺失特征(缺失比例超过60%)、低度重要特征(阈值超过0.98)。用皮尔逊检验分析相关性,保留 $P<0.05$ 的特征。筛选 λ 则采用最小绝对收缩算子(LASSO)和十折交叉验证,降维、构建组学标签。建模用二分

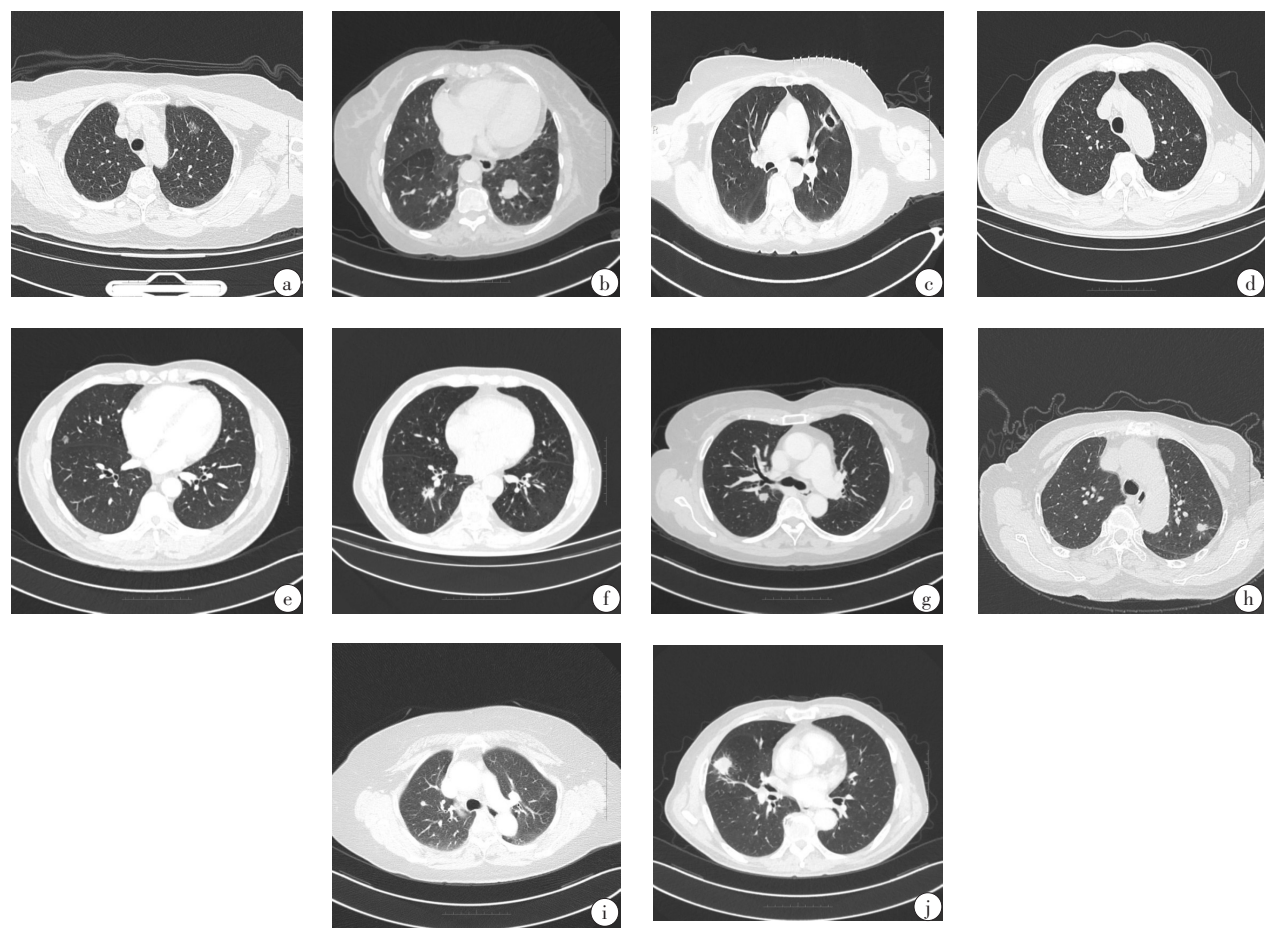


图1 肺结节良恶性分类示例

Figure 1 Examples of benign and malignant pulmonary nodules

图1a:恶性病例1,女,74岁;病灶直径1.3 cm;病理:(左上肺叶)腺癌,部分为腺泡型(约60%),部分为贴壁型(约40%),可见气道播散。图1b:恶性病例2,女,74岁;病灶范围2.5 cm×2.0 cm;病理:(左肺下叶)低分化癌,结合免疫组化,符合大细胞神经内分泌癌。图1c:恶性病例3,女,70岁;病灶直径1.8 cm;病理:(左肺上叶)腺癌,腺泡型+乳头型,其中腺泡型占95%,乳头型占5%。图1d:恶性病例4,男,65岁;病灶直径0.7 cm;病理:(左肺上叶)符合微浸润性腺癌。图1e:恶性病例5,男,52岁;病灶直径0.9 cm;病理:(右肺中叶)腺癌,腺泡型。图1f:恶性病例6,男,65岁;病灶直径1.6 cm;病理:(右下肺叶)腺癌,腺泡型。图1g:良性病例1,女,69岁;病灶直径1.2 cm;病理:(右肺上叶)肺泡上皮增生,纤维化、伴炎细胞浸润。图1h:良性病例2,女,82岁;病灶直径0.8 cm;病理:(左肺上叶)肉芽肿性炎,伴局灶细支气管周上皮化生。图1i:良性病例3;女,63岁;病灶直径0.7 cm;病理:(右肺上叶)肺组织纤维化,伴炎细胞浸润,碳沫沉着。图1j:良性病例4,男,68岁;病灶直径2.1 cm;病理:(右肺中叶)肺组织间质纤维化,伴纤维组织增生,组织细胞集聚,慢性炎细胞浸润,伴肺泡腔内纤维黏液栓形成,部分肺泡上皮增生,考虑为机化性肺炎

类Logistic回归分析,纳入多因素结果差异显著的变量予以相应的共线性筛选,剔除变量(VIF>10)。建模则用向前LR法,模型在训练集和测试集中表现通过ROC曲线分析,并利用相应的受试者操作特征曲线下面积(AUC)量化。采用诊断效能值辅助评价模型预测价值。DeLong检验模型间AUC是否存在显著差异。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 影像学资料比较

129例患者中纳入训练集98例(恶性27例,良性71例),纳入内部测试集31例(恶性7例,良性24例)。全部的病人具体特征详见表1和表2。年龄、病灶直

径、平均密度、毛刺征、胸膜凹陷征、空泡征、空气支气管征在训练集恶性组和良性组间差异有统计学意义($P<0.05$),训练集恶性组平均密度、毛刺征、胸膜凹陷征、空泡征、空气支气管征较良性组高,病灶直径较良性组大($P<0.05$)。而病灶直径、平均密度、毛刺征、胸膜凹陷征、空泡征、空气支气管征在内部测试集恶性组和良性组间差异有统计学意义($P<0.05$),内部测试集恶性组平均密度、毛刺征、胸膜凹陷征、空泡征、空气支气管征较良性组高,病灶直径较良性组大($P<0.05$)。

2.2 CT特征组学选择

诊断系统勾画ROI并提取其中的1000个组学特征,从98例病例里面予以相应的特征挑选,特征剔除缺失、

表1 训练集患者的影像资料分析
Table 1 Imaging data analysis of patients in the training set

特征	良性组(n=71)	恶性组(n=27)	t/ χ^2 值	P值
年龄/岁	57.19±10.03	62.38±10.11	2.284	0.020
性别[例(%)]			0.410	0.520
男	19(26.76)	9(33.33)		
女	52(73.24)	18(66.67)		
病灶直径/mm	8.22±2.23	21.39±6.24	15.473	<0.001
平均密度/HU	-626.38±100.36	-413.39±106.35	31.200	<0.001
毛刺征[例(%)]	15(21.13)	16(59.26)	13.150	<0.001
胸膜凹陷征[例(%)]	5(7.04)	15(55.56)	13.580	<0.001
空泡征[例(%)]	4(5.63)	10(37.04)	15.750	<0.001
空气支气管征[例(%)]	3(4.23)	5(18.52)	5.330	0.021
血管集束征[例(%)]	35(49.30)	16(59.26)	0.780	0.378

表2 内部测试集患者的影像资料分析
Table 2 Imaging data analysis of patients in the internal test set

特征	良性组(n=24)	恶性组(n=7)	t/ χ^2 值	P值
年龄/岁	58.22±10.06	63.19±10.08	1.150	0.260
性别[例(%)]			0.360	0.551
男	6(25.00)	1(14.29)		
女	18(75.00)	6(85.71)		
病灶直径/mm	8.35±2.11	20.06±6.18	8.062	<0.001
平均密度/HU	-619.24±100.25	-419.27±105.22	9.719	<0.001
毛刺征[例(%)]	5(20.83)	5(71.43)	6.350	0.012
胸膜凹陷征[例(%)]	1(4.17)	4(57.14)	11.240	0.001
空泡征[例(%)]	1(4.17)	3(42.86)	7.220	0.007
空气支气管征[例(%)]	1(4.17)	3(42.86)	7.220	0.007
血管集束征[例(%)]	11(45.83)	4(57.14)	0.280	0.598

标准化处理、低度重要特征值、高度相关特征、相关性检验结束后挑选特征共20个,通过十折交叉验证及LASSO回归,以 λ_{1se} 为最优 λ 构建组学标签,最终纳入Gradient_Shape_MinorAxis、LBP_Glszm_ZoneEntropy两个最有意义特征(表3)。

2.3 模型对比

按照训练集相应的多因素分析结果(表4),将全部 $P<0.05$ 的变量纳入建模,组学标签、形态学方面的模型以及CT模型在训练集和内部测试集的ROC曲线见图2、图3。组学标签在训练集有良好的预测效能,AUC为0.899(95%CI:0.852~0.946),在内部测试集的预测方面效能,AUC为0.762(95%CI:0.629~0.912),形态学标签在训练集有良好的预测效能,AUC为0.826(95%CI:0.696~0.952),在内部测试集的预测方面效能,AUC为0.896(95%CI:0.856~0.955);平均密度的最佳阈值为-502 HU,在训练集、内部测试集AUC分别为0.812(95%CI:0.758~0.893)、

表3 CT特征组学标签里面挑选两个最有意义特征
Table 3 Two most significant features selected from the CT radiomics labels

组学特征	t值	P值
Gradient_Shape_MinorAxis	-5.126	<0.001
LBP_Glszm_ZoneEntropy	-12.269	<0.001

Gradient_Shape_MinorAxis:梯度滤波;LBP_Glszm_ZoneEntropy:局部二值模式滤波变换纹理

0.834(95%CI:0.703~0.959)。CT模型在基于组学标签另纳入形态学特征,训练集、内部测试集AUC分别提升至0.976(95%CI:0.931~0.993)、0.872(95%CI:0.771~0.971)。模型间的AUC检验采用DeLong test,综合模型和CT模型方面在训集练中差异无统计学意义($P>0.05$),相较于其他模型则差异明显($P<0.05$)。因此,挑选CT模型为最优模型,回归方程: $\text{Ln}[P/(1-P)]=$

-2.53+直径×1.96+3.06×(胸膜凹陷征)+1.96×组学标签,CT模型在训练集和内部测试集的AUC分别是0.912、0.889。

表4 训练集多因素回归分析结果

Table 4 Results of multivariate regression analysis on the training set

特征	B 值	OR 值	95%CI	P 值
年龄	0.09	1.09	0.96~3.17	0.238
病灶直径	1.96	6.68	3.92~16.34	<0.001
平均密度	1.26	4.03	0.88~5.11	0.102
毛刺征	2.03	8.11	3.69~15.22	<0.001
胸膜凹陷征	3.06	19.32	8.03~40.11	<0.001
空泡征	1.96	6.39	3.09~14.28	<0.001
空气支气管征	2.06	7.55	4.15~19.35	<0.001
组学标签	1.96	6.37	4.02~10.09	<0.001

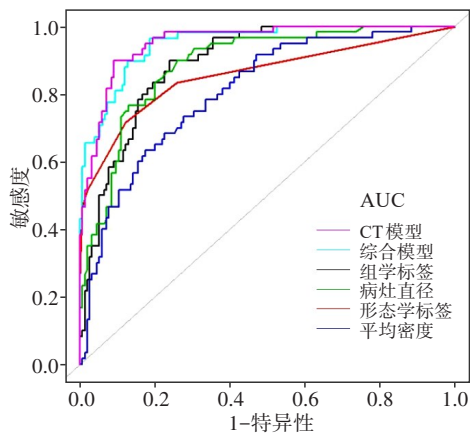


图2 训练集预测模型ROC曲线
Figure 2 ROC curves of prediction models on the training set

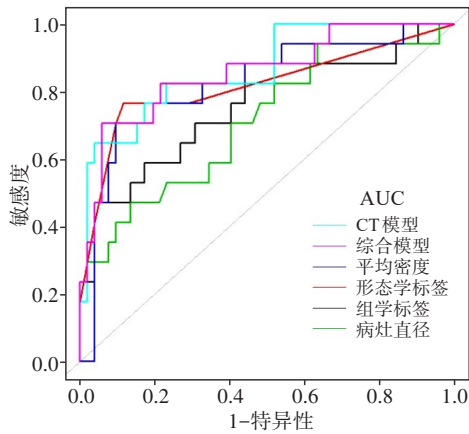


图3 内部测试集预测模型ROC曲线
Figure 3 ROC curves of prediction models on the internal validation set

3 讨论

本研究纳入影像学资料,目的在于构建SSN良恶性的预测模型。训练集、内部测试集里面,纳入组学的标签、病灶具体的直径、胸膜的凹陷征、平均的密度构建CT模型全部有比较好的预测方面效能(AUC=0.976、0.872)。结节内具体的结构差异可采用影像组学予以量化,既往已存在很多项研究分析了影像组学用于SSN的预测。肺癌是全球死亡人数最多的癌症,2018年报告的死亡人数为176万人。对抗这种疾病的关键问题是早期发现和诊断所有肺部结节^[8]。人工智能(AI)算法在恶性病变的自动检测、分割和计算机辅助诊断中发挥着至关重要的作用。在现有的算法中,基于放射组学和深度学习的类型似乎最有希望^[9]。作为一个快速发展的领域,影像组学涉及到图像里面提取相关特征,其允许把医学相关的图像自动分类至预定义的组别里面。这一过程包括很多连续的步骤,如图像的采集以及预处理、所需ROI的具体分割、特征定义方面的计算以及分类模型的构建等。这一过程计算的特征大多是形状方面的特征,以及高阶纹理方面的特征^[10]。迄今为止,已定义了一百多个功能,尽管该数量因应用程序而异。影像组学中最大的挑战是基于一组选定的计算特征(称为影像组学特征)构建交叉验证模型。目前已成功开发出许多影像组学特征,然而所获得结果的再现性和临床有效性对现代放射组学构成了相当大的挑战^[11]。深度学习算法作为另外一种发展快速的技术,被认为是医学图像分析领域应用价值极高的工具,用于表征、检测和病变评估。这种方法涉及人工神经网络架构的设计,同时坚持高分类精度的目标^[12]。Binczyk等^[13]研究阐述了人工智能方法在肺部成像以及肺结节检测和诊断方面的演变和现状,特别强调了影像组学和深度学习方法。本研究最后挑选最有意义的2个特征构建组学标签,其在训练集、内部测试集里面的ROC曲线下面积AUC分别为0.812(95%CI:0.758~0.893)、0.834(95%CI:0.703~0.959)。它们能够基于梯度滤波变换方面的特征,用于描述ROI三维的第二大轴长度;以及基于LBP滤波变换纹理方面的特征来衡量区域内灰度具体分布的差异。上述2个组学方面的特征被纳入,可能和SSN病理学关系密切:相关的研究证实了结节直径是鉴别肺癌的重要因素;肺癌组织学差异表现为病灶内成分差异,影像学方面的表现主要是实性密度增多,主要由浸润性成分对周围的血管和基质侵犯造成了肺泡的塌陷^[14]。有研究认为,理想的预测模型应是综合模型,除组学特征外可纳入患者的一般资料;但在综合模型的特征选择方面,现有的研究结

果存在差异^[15]。根据CT图像区分恶性肺结节和良性结节可能非常耗时,但在常规临床管理中具有重要意义。AI的出现为提高癌症风险预测的准确性提供了机会。Wang等^[16]回顾性纳入8 950例病理结果完整的肺结节检出病例,不同的影像学主要表现为不同的结节密度和形态特征。然后,将这些结节分为良性和恶性组,并将两者细分为更精细的具体病理类型。在这里提出一种用于评估肺结节的深度卷积神经网络,名为DeepLN,以识别肺结节的放射学特征并预测肺结节的病理亚型。基于深度学习算法的DeepLN在基于无创CT图像的影像学特征、恶性程度和病理亚型预测方面具有竞争力的性能,因此有很大的可能在常规临床工作流程中得到应用。本文研究中,组学的标签、病灶的具体直径大小、胸膜凹陷征构建CT模型方面的表现比较好,在训练集以及内部测试集全部具有很好的预测效能(AUC=0.976、0.872)。既往研究证实了病灶直径和恶性结节联系紧密,2018版的肺结节相应诊治专家共识里面认为较高SSN平均的密度恶性风险方面比较大,并建议对直径分别大于10、15 mm的单发微小肺部磨玻璃结节、单发混杂性磨玻璃密度结节予以相应的非手术活检。本研究多因素分析平均密度和病灶直径均具有显著差异,平均密度的阈值为-502 HU。Park等^[17]在非增强和增强CT图像上的ROI上评估每个肺结节的平均密度单位,通过从增强后CT的平均密度减去增强前CT的平均密度来量化平均密度(HU_{peak-pre})的变化,发现应用HU_{peak-pre}等成像参数有助于准确表征肺结节。多因素结果可以观察到病灶的直径和平均的密度作为预测因子,被纳入最终的CT模型。此外,胸膜凹陷征亦能够作为预测因子,和结节里面的实性成分减少存在紧密联系。本研究采用人工确认联合自动识别方式对相应的组学特征予以提取,具有反复操作的特性,减少人工测量误差。

本研究仍存在部分不足:(1)良恶性的具体分类依赖术后病理方面的检查,样本的挑选存在一定的偏倚;(2)试验的样本量小,且作为回顾性分析,基于小队列的模型缺乏标准扫描机器和多中心验证,预测效能较差。

【参考文献】

- [1] Farsad M. FDG PET/CT in the staging of lung cancer [J]. *Curr Radiopharm*, 2020, 13(3): 195-203.
- [2] 周程敏, 严肃, 单海荣, 等. 肺磨玻璃结节 CT 影像学特征分析[J]. *中国医学装备*, 2022, 19(9): 19-22.
Zhou CM, Yan S, Shan HR, et al. Analysis of CT imaging features of ground-glass pulmonary nodules [J]. *China Medical Equipment*, 2022, 19(9): 19-22.
- [3] 唐兴, 白国艳, 王虹, 等. 基于多序列 MRI 影像组学预测肺腺癌 EGFR 基因表型[J]. *放射学实践*, 2021, 36(8): 1010-1015.
Tang X, Bai GY, Wang H, et al. Predictive value for EGFR gene phenotype of lung adenocarcinoma based on multi-sequences MRI

- radiomics [J]. *Radiologic Practice*, 2021, 36(8): 1010-1015.
- [4] 刘洋, 尚怀学, 姚鹏飞. CT 影像亚实性结节对浸润性肺腺癌型别的诊断效果[J]. *中国 CT 和 MRI 杂志*, 2022, 20(7): 52-54.
Liu Y, Shang HX, Yao PF. Diagnostic effect of sub-solid nodules of CT images on invasive lung adenocarcinoma [J]. *Chinese Journal of CT and MRI*, 2022, 20(7): 52-54.
- [5] 李逸凡, 骆源, 郭丽, 等. 影像组学分析和机器学习在肺结节良恶性分类中的应用[J]. *放射学实践*, 2021, 36(4): 464-469.
Li YF, Luo Y, Guo L, et al. Radiomics analysis and machine learning for classification of benign and malignant pulmonary nodules [J]. *Radiologic Practice*, 2021, 36(4): 464-469.
- [6] MacMahon H, Naidich DP, Goo JM, et al. Fleischner society 2017: guidelines for the management of occasional pulmonary nodules in CT scans [J]. *Int J Med Radiol*, 2017, 13(5): 98-99.
- [7] 中华医学会呼吸病学分会肺癌学组, 中国肺癌防治联盟专家组. 肺结节诊治中国专家共识(2018年版)[J]. *中华结核和呼吸杂志*, 2018, 41(10): 763-771.
Lung Cancer Group, Respiratory Branch, Chinese Medical Association, Expert Group of China Lung Cancer Prevention and Treatment Alliance. Chinese Expert Consensus on the Diagnosis and Treatment of Pulmonary Nodules (2018 Edition) [J]. *Chinese Journal of Tuberculosis and Respiratory Diseases*, 2018, 41(10): 763-771.
- [8] 邱海波, 曹素梅, 徐瑞华. 基于 2020 年全球流行病学数据分析中国癌症发病率、死亡率和负担的时间趋势及与美国和英国数据的比较[J]. *癌症*, 2022, 41(4): 165-177.
Qiu HB, Cao SM, Xu RH. Analyze the time trend of cancer incidence rate, mortality and burden in China based on the global epidemiological data in 2020 and compare it with the data from the United States and the United Kingdom [J]. *Chinese Journal of Cancer*, 2022, 41(4): 165-177.
- [9] 孙丹丹, 王亮, 许迪, 等. 不同重建算法对人工智能辅助肺结节检测效能的影响[J]. *生物医学工程与临床*, 2021, 25(2): 160-164.
Sun DD, Wang L, Xu D, et al. Effects of different reconstruction kernels on efficiency of artificial intelligence-assisted lung nodule detection [J]. *Biomedical Engineering and Clinical Medicine*, 2021, 25(2): 160-164.
- [10] 高杭, 乔贵宾. 影像组学在肺癌诊疗领域的研究及应用进展[J]. *中华生物医学工程杂志*, 2021, 27(1): 107-112.
Gao Z, Qiao GB. Advances in research and application of radiomics in diagnosis and treatment of lung cancer [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2021, 27(1): 107-112.
- [11] 周见远, 朱小华. 基于¹⁸F-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.
Zhou JY, Zhu XH. Histological subtypes classification of non-small cell lung cancers using ¹⁸F-FDG PET-based radiomics [J]. *Chinese Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2021, 41(5): 268-274.
- [12] 王启来, 董朝轶, 刘晓阳, 等. 一种改进 GCN 深度学习算法 AGV 视觉 SALM 的研究[J]. *小型微型计算机系统*, 2021, 42(10): 2116-2120.
Wang QL, Dong ZY, Liu XY, et al. Research on improved GCN deep learning algorithm for AGV visual SALM [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2021, 42(10): 2116-2120.
- [13] Binczyk F, Prazuch W, Bozek P, et al. Radiomics and artificial intelligence in lung cancer screening [J]. *Transl Lung Cancer Res*, 2021, 10(2): 1186-1199.
- [14] 曹立武, 谢召勇, 朱志磊, 等. 磨玻璃结节肺腺癌组织学与 CT 表现特点对比研究[J]. *中国 CT 和 MRI 杂志*, 2022(7): 48-51.
Cao LW, Xie ZY, Zhu ZL, et al. Comparative study on histology and CT features of ground glass-nodules in lung adenocarcinoma [J]. *Chinese Journal of CT and MRI*, 2022(7): 48-51.
- [15] 张威, 周鹏, 任静, 等. 基于 CT 的放射组学预测模型对于肺癌患者化疗效果评价的研究[J]. *中国医学装备*, 2022, 19(11): 65-68.
Zhang W, Zhou P, Ren J, et al. The value of CT-based radiomics prediction model in evaluating the effect of chemotherapy in patients with lung cancer [J]. *China Medical Equipment*, 2022, 19(11): 65-68.
- [16] Wang CD, Shao J, Xu XY, et al. DeepLN: a multi-task AI tool to predict the imaging characteristics, malignancy and pathological subtypes in CT-detected pulmonary nodules [J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 683792.
- [17] Park KS, Seon HJ, Yun JS, et al. Precise characterization of a solitary pulmonary nodule using tumor shadow disappearance rate-corrected F-18 FDG PET and enhanced CT [J]. *Medicine (Baltimore)*, 2022, 101(5): e28764.

(编辑:陈丽霞)