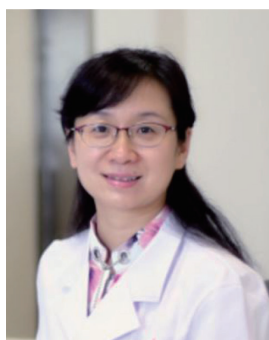


· 专题论著 ·



武志芳，医学博士，主任医师，博士研究生导师，国务院特殊津贴专家，山西医科大学医学影像学院副院长，山西医科大学第一医院核医学科副主任，山西省核医学智慧云技术转化工程研究中心主任，山西省核医学质控中心主任，分子影像诊疗技术研究山西省重点科技创新团队负责人，山西省学术技术带头人。主要社会任职：中国医师协会核医学医师分会常务委员，中华医学会核医学分会委员、秘书兼肿瘤学组副组长，中华医学会核医学分会影像AI工作委员会副主任委员，中国医学装备协会核医学装备与技术分会常务委员，中国抗癌协会肿瘤核医学专业委员会委员兼转化医学学组副组长，中国医学影像技术研究会核医学分会副主任委员，吴阶平医学基金会核医学专业委员会副主任委员，山西医学会核医学专业委员会主任委员，山西医师协会核医学分会副会长。兼任《中华核医学与分子影像杂志》《国际放射医学核医学杂志》编委。近年主持国家自然科学基金面上项目2项，参与国家科技重大专项、国家自然科学基金重大仪器研发专项、国际原子能机构技术合作项目等国家级项目10余项，授权发明专利4项，实用新型专利及软件著作权6项，获得山西省自然科学一等奖1项，山西省科技进步二等奖4项。

不同影像组学特征筛选方法对早期NSCLC患者生存预测效能的比较研究

王鑫超^{1,3}，崔曹哲^{2,3}，胡奕奕^{2,3}，李肖萌^{2,3}，孟霞霞^{2,3}，武志芳^{2,3}

1. 山西医科大学公共卫生学院，山西 太原 030001；
2. 山西医科大学第一医院核医学科，山西 太原 030001；
3. 分子影像精准诊疗省部共建协同创新中心，山西 太原 030001

[摘要] 目的：探讨不同特征选择方法用于¹⁸F-脱氧葡萄糖（fluorodeoxyglucose, FDG）正电子发射体层成像（positron emission tomography, PET）/计算机体层成像（computed tomography, CT）影像组学特征在早期非小细胞肺癌（non-small-cell lung cancer, NSCLC）患者3年总生存期（overall survival, OS）预测中的效果。方法：回顾并分析81例2017年3月—2018年9月在山西医科大学第一医院进行全身¹⁸F-FDG PET/CT扫描并至少随访3年81例的临床早期NSCLC [美国癌症联合委员会（American Joint Committee on Cancer, AJCC）分期I、II期]患者的临床及影像学资料。分别从PET及CT图像的感兴趣区（region of interest, ROI）中提取影像组学特征，利用最小绝对收缩和选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）算法、互信息（mutual information, MI）算法、递归特征消除（recursive feature elimination, RFE）算法以及Cox单因素分析法进行特征选择并构建Cox比例风险模型；通过内部验证后，使用一致性指数（C-index）评价不同模型预测NSCLC患者3年OS的能力。结果：影像组学特征与生存结局有较强相关性，可作为分析变量；相较其他特征选择方法，LASSO筛选的特征所构建Cox模型C-index最高（0.83 ± 0.07）。结论：特征选择方法直接影响预测模型的预测能力，在利用影像组学特征构建模型时应寻找合适的特征选择方法以提高模型效能。

[关键词] 非小细胞肺癌；影像组学；¹⁸F-FDG；PET/CT；特征选择

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2021.06.005

中图分类号: R734.2; R445.6 文献标志码: A 文章编号: 2096-6210(2021)06-0459-07

Comparative study on the utility of different radiomics feature selection methods in predicting survival of early-stage NSCLC patients WANG Xinchao^{1,3}, CUI Caozhe^{2,3}, HU Yiyi^{2,3}, LI Xiaomeng^{2,3}, MENG Xiaxia^{2,3}, WU Zhifang^{2,3} (1. School of Public Health, Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, Shanxi Province, China; 2. Department of Nuclear Medicine, The First Hospital of Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, Shanxi Province, China; 3. Molecular Imaging Precision Medical Collaborative Innovation Center, Taiyuan 030001, Shanxi Province, China)

Correspondence to: WU Zhifang E-mail: wuzhifang01@163.com

[**Abstract**] **Objective:** To investigate the utility of different feature selection methods for ¹⁸F-fluorodeoxyglucose (FDG) positron emission tomography (PET)/computed tomography (CT) radiomics features in predicting 3-year overall survival (OS) of patients with early-stage non-small cell lung cancer (NSCLC). **Methods:** From March 2017 to September 2018, the clinical and imaging data of 81 patients with clinically early-stage NSCLC, American Joint Committee on Cancer (AJCC) I and II stage, who underwent ¹⁸F-FDG PET/CT imaging in The First Hospital of Shanxi Medical University and were followed up for at least 3 years were retrospectively analyzed. The radiomics features were extracted respectively from the region of interest (ROI) of PET and CT. The least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) algorithm, mutual information (MI) algorithm, recursive feature elimination (RFE) algorithm and univariate Cox regression analysis are used to select features for constructing Cox proportional risk models. After internal validation, the consistency index (C-index) was used to evaluate the efficiencies of each model in predicting the 3-year OS in NSCLC patients. **Results:** Radiomic features were strongly correlated with survival outcomes and could be used as analysis variables; compared with other methods, the Cox proportional risk models constructed by LASSO has the highest C-index (0.83 ± 0.07). **Conclusion:** The feature selection method directly affects the efficiencies of model, and a suitable method should be found to improve the efficiencies when using radiomic features.

[**Key words**] Non-small cell lung cancer; Radiomics; ¹⁸F-FDG; PET/CT; Feature selection

肺癌是中国发病率和死亡率最高的恶性肿瘤, 其中80%以上为非小细胞肺癌 (non-small cell lung cancer, NSCLC) [1-2]。早期肺癌通常无明显症状, 只有26%的患者在I期或II期被确诊; 不同肺癌分期患者生存情况亦不同, I期患者的5年相对生存率为57%, 而IV期患者下降到4%, 此外大多数国家肺癌患者确诊后的5年相对生存率仅为10%~20% [3-4]。肺癌的治疗前分期、分型及分化程度等与手术方式的选择、治疗方案的制订及患者的生存预后密切相关。

目前正电子发射体层成像 (positron emission tomography, PET) /计算机体层成像 (computed tomography, CT) 显像是肺癌诊断与分期的常用影像学方法之一 [5]。临床上常基于PET/CT图像的定性视觉物理特征及相应半定量指标来区分良恶性病变 [6]。自2012年荷兰学者Lambin等 [7] 提出影像组学概念和方法, 基于高通量数据的影像组学特征结合临床、病理及基因等信息而构建的风险预测模型, 被广泛应用于临床诊断、疗效评

估、预后与生存估测等方面, 极大地推动了大数据和人工智能在临床诊疗中的应用 [7-9]。但是, 影像组学特征维度提升导致的共线性和过拟合问题逐渐凸显, 而目前没有明确标准来判断何种模型或特征选择方法在具体任务和数据类型中表现最好。因此, 比较多种特征选择方法以获得更强鲁棒性的模型至关重要 [10]。

本研究拟从临床早期NSCLC患者的PET/CT图像中提取特定影像组学特征并与相关临床资料结合, 构建患者3年总生存期 (overall survival, OS) 预测模型, 探讨不同影像组学特征选择方法对模型效能的影响, 以期为临床提供提高生存预测效能的特征选择方法。

1 资料和方法

1.1 研究对象

回顾并收集2017年3月—2018年9月进行治疗前¹⁸F-脱氧葡萄糖 (fluorodeoxyglucose, FDG)

PET/CT检查、并进行手术切除的早期NSCLC患者，依照美国癌症联合委员会（American Joint Committee on Cancer, AJCC）分期，I期、II期为临床早期NSCLC患者^[11-12]。收集患者临床及影像学资料，包括年龄、性别、吸烟史、病理T分期、病理学分型、病理组织学分级、淋巴结转移、治疗方式和PET最大标准摄取值（the maximum standardized uptake value, SUV_{max} ）。利用患者院内电子病历并结合电话随访，记录患者首次确诊NSCLC后诊疗及疾病进展情况，3年OS定义为患者首次确诊为NSCLC至任何原因导致的死亡或随访截止日期的时间。

纳入标准：① 在治疗前进行¹⁸F-FDG PET/CT全身扫描；② 术后病理学检查明确为早期NSCLC。排除标准：① 临床数据不全；② 有其他恶性肿瘤病史；③ 多原发灶肺癌；④ PET/CT检查前接受过抗肿瘤治疗或手术切除。

1.2 ¹⁸F-FDG PET/CT图像采集

使用美国GE公司的Discovery MI PET/CT机进行扫描。扫描前，所有患者禁食至少6 h，患者静脉注射 $2.96\sim 3.70$ MBq/kg ¹⁸F-FDG，休息约60 min进行扫描（从颅顶至股骨中段）。CT采集参数：管电压120 kV，管电流自动调为60~150 mA（*x*、*y*轴或*z*轴开启自动调节），噪声指数18.00，螺距0.984，旋转速度0.5 s，层厚2.8 mm，探测器覆盖范围为40 mm。PET成像以3 min/床的List-mode模式（记录每个重合事件的检测时间及其空间坐标的采集模式）进行全身采集。轴向视野25 mm，矩阵 256×256 。

1.3 图像分割及影像组学特征提取

本研究图像分割由2名核医学科医师（含1名高年资医师）共同协商并利用3D Slicer版本4.4.0（<https://www.slicer.org/>）分别对PET和CT图像逐层勾画肿瘤感兴趣区（region of interest, ROI），CT于肺窗上手动勾画；PET采用 SUV_{max} 的41%进行阈值法半自动勾画。利用MATLAB进行特征提取，每个患者共提取72个特定影像组学特征包括形态特征（15个）、全局特征（5个）、拉普拉斯高斯特征（14个）、灰度共生矩阵特征（6个）、相邻灰度差矩阵特征

（15个）、灰度游程长度矩阵特征（6个）、灰度区域级矩阵特征（11个）。其中PET图像特征33个，CT图像特征39个。

形态特征通过计算几何学特征以反映整个肿瘤的三维空间结构，并对其进行量化研究；全局特征即一阶统计学特征，根据ROI中不同坐标点像素值，反映ROI整体的构型特征；拉普拉斯高斯特征属于滤波特征，使用不同高斯卷积滤波对图像进行降噪处理后以拉普拉斯算子作为边缘检测算子提高算子对噪声和离散点的鲁棒性，反映图像边缘检测的形态特征；灰度级变化特征反映图像ROI空间亮度变化等局部特征，在PET图像中可揭示肿瘤的代谢异质性，在CT图像中则可揭示肿瘤解剖学差异。

1.4 特征选择与模型构建

对上述影像组学特征进行归一化处理。之后采用不同方式进行特征选择：① 过滤式——互信息（mutual information, MI）算法。依据每个特征对患者生存状态与生存时间的信息贡献大小，以0.05为阈值分别进行特征筛选，最终在对生存状态以及生存时间均有贡献的特征中选取前5个的特征进入模型构建。② 包装式——递归特征消除（recursive feature elimination, RFE）算法。根据贪心算法原理，利用随机森林分类器筛选特征，分别以生存状态与生存时间为目标，以5个特征为保留目标，每次排除1个特征，经过训练模型，依据代价函数计算结果对所有特征进行排序，依据排序结果，删除影响最小的特征，最终选取5个特征进入模型构建。③ 嵌入式——最小绝对收缩和选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）算法。该算法通过构建损失函数，将不重要的特征权重置为0，经过10折交叉验证，最终选取5个特征进入模型构建，通过LASSO算法对特征进行筛选。④ 对于临床和影像学资料，利用单因素Cox分析法，选取 $P<0.20$ 的特征进行分析^[13]。分别构建Cox比例风险回归模型并采用一致性指数（concordance index, C-index）评估4种模型的预测效能，并以生存结局为因变量，利用最高维特征根检测模型自变量间共线性，评价何种特征选择方法筛选特

征所构建模型的效果最好。

1.5 统计学处理

利用R 4.1.1与SPSS 26.0分析数据。对于正态分布的定量资料采用Student *t*检验; 对于非正态分布的定量资料, 两组间采用Mann-Whitney *U*检验, 多组间比较采用Kruskal-Wallis检验; 对于定性资料采用 χ^2 检验比较组间差异; 非正态分布的定量资料间相关分析采用Spearman分析; 定量资料与生存结局间相关分析采用点二列相关分析。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 临床资料

本研究共收集符合纳入、排除标准的早期NSCLC患者98例并进行随访, 其中17例患者失访(失访率12.3%), 最终纳入81例患者进行研究。其中60例(74.1%)生存、21例(25.9%)死亡, 中位OS为28个月, 患者中位年龄为63.0岁。具体情况见表1。

2.2 相关性分析

2.2.1 影像组学特征间的相关分析

对81例患者PET、CT图像的影像组学特征进行特征间相关性分析并绘制热图(图1), $r>0.50$ 时认为特征间可能存在共线性。结果显示有Contrast与GLV ($r_s=0.546, P<0.01$)、Contrast与Variance ($r_s=0.504, P<0.01$)、entropy_4与uniformity_4 ($r_s=-0.569, P<0.01$)、Contrast_2与Variance_2 ($r_s=0.523, P<0.01$)、SumAverage_1与AutoCorrelation_1 ($r_s=-0.531, P<0.01$) 5对特征间可能存在共线性, 在特征筛选中应考虑以上变量之间的多重共线性对模型拟合的影响。

2.2.2 影像组学特征间与生存结局的相关分析

对影像组学特征与患者生存结局进行相关性分析(表2), 结果显示, 影像组学特征中形态特征、灰度级变化特征和拉普拉斯高斯特征中均有与生存结局相关的特征, 且相关程度高于SUV_{max}与生存结局的相关程度 ($r_{pb}=-0.006, P>0.05$)。

表1 81例NSCLC患者临床及影像学资料

项目	生存组	死亡组	P值
性别			$P=0.333$
男性	47	14	
女性	13	7	
吸烟史			$P=0.468$
有	48	14	
无	12	7	
病理组织学分级			$P=0.250$
G ₁	14	6	
G ₂	35	8	
G ₃	11	7	
治疗方式			$P<0.001$
术后未接受放化疗	45	7	
术后接受放化疗	15	14	
淋巴结浸润			$P<0.001$
有	13	13	
无	47	8	
病理T分期			$P=0.373$
Tis	6	0	
T _{1a}	23	7	
T _{1b}	13	4	
T _{2a}	18	10	
病理学分型			$P=0.525$
腺癌	35	14	
鳞状细胞癌	18	4	
腺鳞癌	5	1	
大细胞癌	2	2	
年龄/岁	66.0 (59.0, 83.0)	61.0 (58.0, 71.0)	$P=0.042$
SUV _{max}	5.48 ± 0.53	6.43 ± 0.70	$P=0.464$

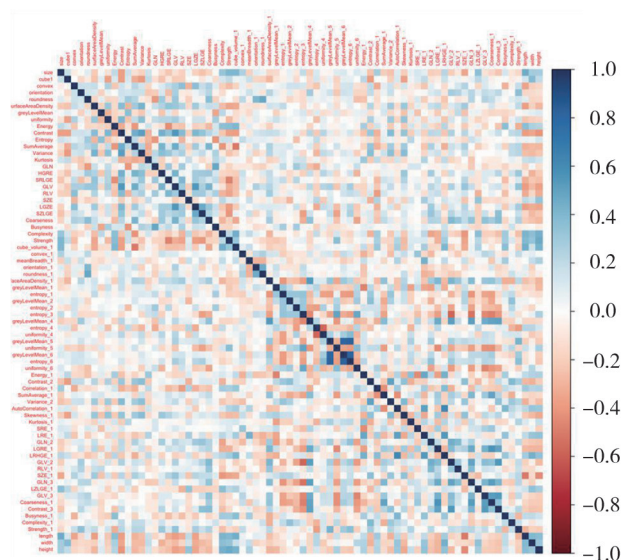


图1 影像组学特征间相关性分析热图

表2 影像组学特征与患者3年总生存结局的相关性分析 (r_{pb})

特征	变量	相关系数
形态特征	Size	-0.330*
	meanBreadth_1	0.250*
	width	-0.226*
灰度级变化特征	SZLGE	0.408**
	Strength	-0.243*
	entropy_1	0.222*
	Contrast_3	0.411**
	Contrast_2	0.223*
	Correlation_1	-0.239*
	SRE_1	-0.257*
	LZLGE_1	-0.395**
拉普拉斯高斯特征	greyLevelMean_5	-0.409**
	greyLevelMean_6	-0.510**
	entropy_6	-0.298**

*在0.05级别（双尾），相关性显著；**在0.01级别（双尾），相关性显著。

2.3 特征选择

本研究共采用MI算法、RFE算法、LASSO算法、单因素Cox分析4种方法进行特征选择，LASSO算法对特征进行筛选的情况见图2，4种方法的特征选取情况见表3。

2.4 模型构建

根据不同方法所筛选的特征构建Cox回归模型以预测NSCLC患者3年OS，通过自主采样进行模型内部交叉验证并利用C-index评价模型的预测效果。结果显示，以LASSO法筛选变量构建的模型（C-index=0.83）预测能力最好，而以MI法筛选变量构建的模型（C-index=0.59）预测能力最差；LASSO和RFE法筛选变量构建模型预测能力优于单纯临床因素构建的模型（C-index=0.73）；

最高维特征根越接近0，表明所筛选特征间存在共线性的可能越大，结果表明MI法无法避免特征共线性。对LASSO筛选变量构建Cox模型绘制列线图表明影像组学特征能够作为预测变量进行模型构建。具体评价效果见表4、图3。

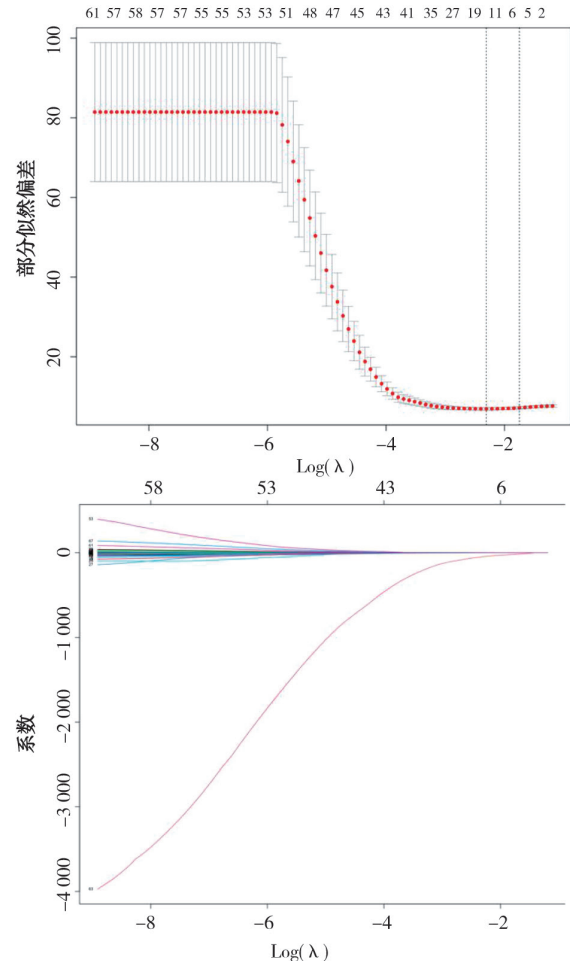


图2 LASSO算法对特征进行筛选的情况

A: LASSO降维过程中 λ 值的计算，本研究取位于右侧的竖线所对应的 λ 值；B: 筛选影像特征对应的LASSO系数随 λ 值的变化情况。

表3 不同特征选取方法筛选特征情况

特征	特征选取方法			
	MI算法	RFE算法	LASSO算法	单因素Cox分析法
影像组学特征	CT—灰度游程长度矩阵—灰度级非均匀性 (GLN)	CT—灰度运行长度矩阵—低灰度级运行强调 (SZLGE)	PET—拉普拉斯高斯特征—熵 (entropy_4)	
	CT—拉普拉斯高斯特征fine—熵 (entropy_1)	PET—拉普拉斯高斯特征—灰度平均值 (greyLevelMean_5)	PET—拉普拉斯高斯特征—灰度平均值 (greyLevelMean_6)	
	CT—拉普拉斯高斯特征medium—熵 (entropy_1)	CT—灰度共生矩阵—对比度 (Contrast_3)	CT—灰度区域级矩阵—大面积低灰度强调 (LZLGE_1)	
	CT—灰度共生矩阵—方差 (Variance_2)	CT—灰度区域级矩阵—大面积低灰度强调 (LZLGE_1)	CT—灰度共生矩阵—对比度 (Contrast_3)	
临床特征	年龄	SUV _{max}	治疗方式	病理T分期 (P=0.083), 淋巴结浸润 (P=0.005), 治疗方式 (P<0.001)

表4 不同特征选取方法筛选所构建Cox回归模型C指数

项目	MI 算法	RFE 算法	LASSO 算法	单因素Cox 分析法
C-index	0.59 ± 0.09	0.79 ± 0.07	0.83 ± 0.07	0.73 ± 0.07
最高维特征根	0.007	0.123	0.084	0.056

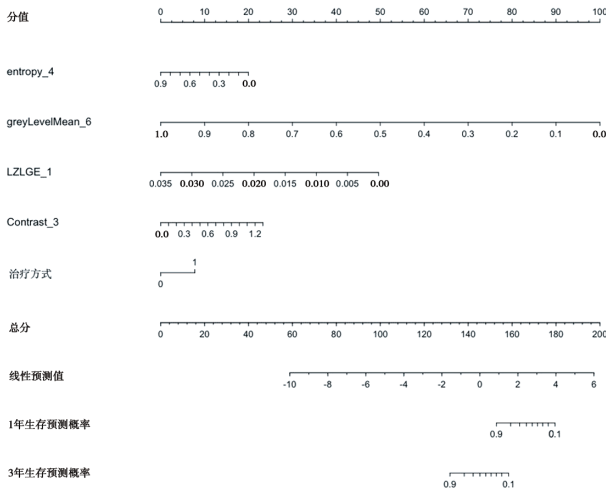


图3 基于LASSO方法筛选特征所构建Cox模型绘制的列线图

3 讨 论

随着影像设备、人工智能以及大数据算法等不断融合、发展,更多定量图像特征被提取,使得医学影像组学分析成为可能^[14-15]。影像组学的不断发展使其数据维度逐渐升高,而相同类别影像组学特征存在一定共线性,因此特征选择变得越来越重要^[10]。

目前影像组学特征的筛选方法共有过滤式、包装式、嵌入式3种,但因研究目的和数据的差异,特征选择以及模型构建方法尚无法统一。目前有研究^[16]基于不同原理构建特征选择方法,而Han等^[17]、Dalal等^[18]、Fontaine等^[19]研究比较了不同特征选择以及模型构建方法的差异,但只是针对各自研究选取最佳组合。本研究在3种方法中各选取1种进行特征选择,LASSO能够有效地消除特征间的共线性,其选取的灰度级变化类特征能够有效地预测患者生存,这与相关研究^[20-21]结果相一致。影像组学特征可通过间接像素点的灰度变化来反映肿瘤内部无法被人眼发现的特征,在生存分析上具有一定价值,但具体

机制尚不清楚,因此本研究引入相关临床资料一同用于生存预测。

本研究存在一定的不足:①病例数有限,应进一步扩大病例数,通过大样本数据研究以及多中心数据进行外部验证以得到更加稳定、可靠的结果;②对于呈现较高相关性的影像组学特征,应继续寻找筛选方法分析除共线性特征之外其余特征之间的交互作用,以进一步选取合适的特征进行模型构建。

综上,利用影像组学特征构建模型之前,有必要分析不同图像数据所提取特征间共线性及冗余度等,选择多种特征选择方法,经比较选择合适的特征并选择联合模型构建方法,以提高模型效能,对临床决策提供科学支持。

[参 考 文 献]

- [1] DUMA N, SANTANA-DAVILA R, MOLINA J R. Non-small cell lung cancer: epidemiology, screening, diagnosis, and treatment [J]. Mayo Clin Proc, 2019, 94(8): 1623-1640.
- [2] ZHANG S W, SUN K X, ZHENG R S, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2015 [J]. J Natl Cancer Cent, 2021, 1(1): 2-11.
- [3] MILLER K D, NOGUEIRA L, MARIOTTO A B, et al. Cancer treatment and survivorship statistics, 2019 [J]. CA Cancer J Clin, 2019, 69(5): 363-385.
- [4] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, 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.
- [5] 中华医学会肿瘤学分会, 中华医学会杂志社. 中华医学会肿瘤学分会肺癌临床诊疗指南(2021版) [J]. 中华医学杂志, 2021, 101(23): 1725-1757.
- [6] FONTI R, CONSON M, DEL VECCHIO S. PET/CT in radiation oncology [J]. Semin Oncol, 2019, 46(3): 202-209.
- [7] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENNAAR R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis [J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.
- [8] AVANZO M, STANCANELLO J, PIRRONI G, et al. Radiomics and deep learning in lung cancer [J]. Strahlenther Onkol, 2020, 196(10): 879-887.
- [9] MAYERHOEFER M E, MATERKA A, LANGS G, et al. Introduction to radiomics [J]. J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495.
- [10] HATT M, LE REST C C, TIXIER F, et al. Radiomics: data are also images [J]. J Nucl Med, 2019, 60(Suppl 2): 38S-44S.
- [11] DETTERBECK F C, BOFFA D J, KIM A W, et al. The eighth

- edition lung cancer stage classification [J]. Chest, 2017, 151(1): 193-203.
- [12] VANSTEENKISTE J, CRINÒ L, DOOMS C, et al. 2nd ESMO consensus conference on lung cancer: early-stage non-small-cell lung cancer consensus on diagnosis, treatment and follow-up [J]. Ann Oncol, 2014, 25(8): 1462-1474.
- [13] ZHOU Z R, WANG W W, LI Y, et al. In-depth mining of clinical data: the construction of clinical prediction model with R [J]. Ann Transl Med, 2019, 7(23): 796.
- [14] 萧毅, 刘士远. 肺结节影像人工智能技术现状与思考 [J]. 肿瘤影像学, 2018, 27(4): 249-252.
- [15] 孟霞霞, 武志芳, 张岩波, 等. 基于医学影像数据挖掘的肿瘤影像组学研究进展 [J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2019, 39(2): 116-120.
- [16] WU Y P, LIU B, ZHAO G H, et al. Robust feature selection method of radiomics for grading glioma [M]. Singapore: Springer Singapore, 2019: 17-29.
- [17] HAN Y, MA Y, WU Z Y, et al. Histologic subtype classification of non-small cell lung cancer using PET/CT images [J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 48(2): 350-360.
- [18] DALAL V, CARMICHEAL J, DHALI WAL A, et al. Radiomics in stratification of pancreatic cystic lesions: machine learning in action [J]. Cancer Lett, 2020, 469: 228-237.
- [19] FONTAINE P, RIET F G, CASTELLI J, et al. Comparison of feature selection in radiomics for the prediction of overall survival after radiotherapy for hepatocellular carcinoma [J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2020, 2020: 1667-1670.
- [20] NOORTMAN W A, VRIENS D, SLUMP C H, et al. Adding the temporal domain to PET radiomic features [J]. PLoS One, 2020, 15(9): e0239438.
- [21] 赵翊含, 赵新明, 崔静晨, 等. ^{18}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.
- (收稿日期: 2021-10-29 修回日期: 2021-11-23)

《中国癌症杂志》2022年征订启事

《中国癌症杂志》1991年创刊,是由中华人民共和国教育部主管、复旦大学附属肿瘤医院主办的全国性肿瘤类学术期刊。名誉主编为汤钊猷、曹世龙教授,主编为沈镇宙教授。其宗旨是“服务读者,成就作者”。

《中国癌症杂志》为中文核心期刊(《中文核心期刊要目总览(2020年版)》收录)、中国科技核心期刊、中国科学引文数据库(CSCD)来源期刊、“中国精品科技期刊顶尖学术论文(F5000)”项目来源期刊,并被国内多家大型数据库收录。国际上,《中国癌症杂志》目前被荷兰Scopus数据库、美国《化学文摘》(CA)、日本科学技术振兴机构数据库(JST)以及WHO西太平洋地区医学索引(WPRIM)收录。

《中国癌症杂志》主要报道国内外肿瘤学领域前沿的研究内容,包括肿瘤的临床医学、基础医学、流行病学等。开设栏目包括专家述评与专题论著、论著、综述、论著选登、个案报道、指南与共识等。

《中国癌症杂志》为月刊,A4开本,80页,铜版纸(随文彩图),每月30日出版,单价15元,全年180元。国际标准连续出版物号(ISSN)1007-3639,国内统一连续出版物号(CN)31-1727/R,邮发代号4-575,读者可在当地邮政局订阅。

联系地址:上海市东安路270号复旦大学附属肿瘤医院10号楼415室

邮编:200032

电话:(021)64188274;(021)64175590转83574

网址:www.china-oncology.com

电子邮箱:zgazzz@china-oncology.com

《中国癌症杂志》编辑部