



影像组学在诊断肺结节中的研究进展

刘宇婷, 刘挨师

Research Progress of Radiomics in the Diagnosis of Pulmonary Nodules

LIU Yuting and LIU Aishi

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2022.056>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于人工智能的胸部CT肺结节检出及良恶性诊断效能评估

Evaluation of Detection and Diagnostic Efficiency of Pulmonary Nodules by Chest CT Based on Artificial Intelligence

CT理论与应用研究. 2021, 30(6): 709–715

AI在双源CT不同管电压下对肺结节的检测效能

AI Detection Efficiency of Pulmonary Nodules Under Dual-source CT with Different Tube Voltages

CT理论与应用研究. 2021, 30(4): 495–502

新冠肺炎疫情期间肺结节影像网络公益图文问诊特点分析

Imaging Characteristics of Pulmonary Nodules on Public Network Image Consultation During the Outbreak of New Coronavirus Pneumonia

CT理论与应用研究. 2020, 29(6): 643–650

基于肝段CT影像组学特征评估肝硬化食管静脉曲张程度

Evaluation of the Severity Degree of Esophageal Varices in Cirrhosis Based on Radiomics Features of Hepatic Segment CT Imaging

CT理论与应用研究. 2021, 30(6): 717–726

CT纹理特征分析在孤立性肺结节诊断中的研究进展

Advance of CT Texture Feature Analysis in Diagnosis of Solitary Pulmonary Nodules

CT理论与应用研究. 2020, 29(1): 111–118

能谱CT成像瞬时切换技术对于肺结节的临床价值

Clinical Value of Spectral CT Imaging with Rapid Voltage Switching for Pulmonary Nodules

CT理论与应用研究. 2019, 28(6): 701–708



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

刘宇婷, 刘挨师. 影像组学在诊断肺结节中的研究进展[J]. CT 理论与应用研究, 2023, 32(4): 573-578. DOI:10.15953/j.ctta.2022.056.
LIU Y T, LIU A S. Research Progress of Radiomics in the Diagnosis of Pulmonary Nodules[J]. CT Theory and Applications, 2023, 32(4): 573-578. DOI:10.15953/j.ctta.2022.056. (in Chinese).

影像组学在诊断肺结节中的研究进展

刘宇婷¹, 刘挨师^{1,2✉}

1. 内蒙古医科大学, 呼和浩特 010000
2. 内蒙古医科大学附属医院影像诊断科, 呼和浩特 010000

摘要: 近年来随着医疗水平的发展, 人们对自身健康的重视程度不断提高, 使得肺结节等占位性病变能够被更早的检出, 但在全球范围内, 肺部恶性病变造成的死亡人数仍然在不断攀升且居高不下。影像组学是一个新兴的领域, 旨从医学图像中获得自动定量成像特征, 无创地预测结节和肿瘤行为。与传统的视觉图像特征相比, 影像组学可以提取更多数量的结节特征, 具有更好的重现性。科学系统地运用影像组学手段不仅能够防止过度的医疗行为, 减轻患者经济负担, 同时也能使肺部病变患者得到尽早的治疗以获得最佳的预后。

关键词: 影像组学; 肺结节; 肺恶性病变

DOI:10.15953/j.ctta.2022.056 中图分类号: R 814; R 445 文献标识码: A

肺癌已经成为导致人类死亡最常见的恶性肿瘤之一, 其发病率与死亡率均位居恶性肿瘤的前列^[1]。大多数早期肺癌在影像学上表现为肺结节, 因此, 肺结节的精准鉴别对患者的治疗及预后极为重要, 也是众多学者研究的热门与焦点。尽管有研究发现, 首次通过体检及肺癌筛查项目检出的肺结节多为良性且多无不良进展及生物学改变^[2], 值得注意的是, 也有以肺小结节或磨玻璃结节 (ground-glass nodules, GGN) 为早期表现的周围型肺癌。

相较于传统影像手段, 影像组学作为一种新的研究方法, 不仅能够为临床医师在面对肺结节时提供更高的诊断效能, 同时也能极大地减轻患者的心理负担, 具有广阔的应用前景与重大的临床价值^[3]。本文对 CT 影像组学在肺部结节中的临床应用进行综述。

1 影像组学的概念及主要诊断流程

1.1 影像组学的概念

影像组学这一概念最早由荷兰学者 Lammin 等^[4]在 2012 提出, 从 CT、MRI、PET-CT 及超声等中用尽可能少的影像信息, 以最快的速度对感兴趣区 (region of interest, ROI) 进行图像分割、特异性表征提取及模型建立, 通过人工智能算法对普通影像资料进行全方面、多角度、深层次的挖掘、分析与预测, 从而达到辅助临床医师对疾病进行分类、鉴别、诊断及治疗的一种大数据技术、以及与医学影像学结合的科学研究手法。

1.2 影像组学的主要诊断流程

(1) 数据获取。同一影像组学的研究中, 需对指定变量进行控制且在相同条件下进行影像图像的采集, 对于热门研究领域, 例如肿瘤相关课题, 建议总样本量至少在几百组以上, 其他方向至少也要上百组左右。需指出的是, 各种影像手段采集的图像资料尚不能做到混合分析^[5-6]。

(2) 图像分割与勾画。目前图像分割主要有基于阈值分割 (thresholding-based)、基于区域分

收稿日期: 2022-04-07。

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金面上项目 (表现为磨玻璃结节的早期肺腺癌影像组学特征分析与精准诊断数学模型构建研究 (2022SHZR2186))。

割(region-based)、基于边缘分割(edge-based)、基于聚类分割(clustering-based)及其他分割的全自动、半自动及人工分割3种方式,因三者均有各自适应的工作场景与条件,因此目前尚无学者或文献指出哪一种方法的适用性更高。其中手动分割是公认的准确度最高的方法,但因费时费力,所以在工作量巨大的临床工作中往往采取先自动或半自动分割再进行人工校正的分割模式,以尽可能避免误差,使下一步分析的结果更加准确^[7]。

(3) 特异性表征提取与降维。此前,影像科医师仅能凭借自身经验结合肺结节的特征性表现(如大小、形态、边缘、密度等)进行阅片,由于医师经验的不同而存在不同程度的差异化诊断,因此,影像数据包含的更深层次信息往往极容易被忽略。通过影像组学手段,能够从已经勾画好的ROI区域中快速提取上千组乃至更多的强度、纹理、小波及其他高维度影像特征,但由于其中可能仅有数十组特征与所需解决问题具有关联性,因此往往在特征提取后还需要降维处理,去除繁杂信息,以保证后续模型建立的准确性。

(4) 特征选择。指在某些给定的标准下,运用过滤式、包裹式、嵌入式及机器学习模型等方法从所有特征集合中找出合适的子集的过程。

(5) 模型建立与测试。在使用决策树、随机森林及逻辑回归等工具建立初步模型通过训练以后,还要用到交叉验证法保证模型的性能后才能放到非模型建立的数据集以外的测试集进行预测,并与临床金标准进行对比评估,才算完成整个流程。

基于以上步骤,其最终目标是为了建立一个具有临床应用价值的可靠模型,从统计学角度来看,其需表现出一个较为完美的受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)及曲线下面积(area under curve, AUC)、敏感度及特异度值^[8-9]。

2 肺结节的概念、分型及形成的主要原因

2.1 肺结节的概念及分型

肺结节^[10]是指影像学表现为直径 ≤ 3 cm的局灶性、类圆形、密度增高的实性或亚实性肺部阴影,可为孤立性或多发性,不伴肺不张、肺门淋巴结肿大和胸腔积液。在《肺结节诊治中国专家共识(2018版)》中,将直径 < 5 mm者定义为微小结节,5~10 mm者为小结节。

美国国家肺部筛查实验(national lung screening trial, NLST)在纳入53454例受试者研究后发现,90%以上肺结节为良性病变^[11],Bach等^[12]在对多个筛查实验进行系统综述后也证实了这一研究结果。根据肺结节的密度,将肺结节分为实性结节、部分实性结节(part-solid nodules, PSN)、纯磨玻璃结节(pure ground-glass nodules, pGGN),其中PSN与肺癌的关系尤为密切,甚至能够达到半数以上^[13]。

2.2 肺结节形成的主要原因

国外研究者将肺部结节的形成原因总结为良性肿瘤(错构瘤、脂肪瘤及软骨瘤等)、感染(结核杆菌、真菌及圆形肺炎等)、免疫介导性疾病(类风湿性关节炎、肺结节病及机化性肺炎等)、先天性异常(动静脉畸形、肺隔离症及支气管闭锁伴支气管囊肿等)及其他(圆形肺不张、肺不张及炎性假瘤等)^[14],我国一项包含318个病例的研究中^[15],各种原因造成的炎症、结核病及黏膜炎则是形成肺部结节最常见原因。

肺结节,尤其是肺小结节及微小结节一直是临床诊断的难点,因为此类肺结节不表现出典型的肺癌影像特征(如毛刺、分叶、胸膜牵拉及空泡征等),有时甚至没有任何恶性征象,还可能表现为其他良性疾病,如肺结核,往往病理活检才能最终确诊^[16]。

3 影像组学在肺结节中的应用

3.1 肺结节的良恶性鉴别

传统CT成像受呼吸运动的影响,极易造成肺良恶性结节征象的相互重叠^[17];X线胸片^[18]由于时

间、空间及密度分辨率的局限性,对良恶性结节的定性无法准确判断。由此可见基本影像方法尚且达不到令人满意的程度。虽然病理穿刺作为肺结节诊断“金标准”,但因侵入性有创检查且存在一定的风险,所以影像组学的重要作用便开始突显。

Ma等^[19]对710个肺结节进行了分析,确定其中583个肺结节的强度、形状和异质性特征,通过分析这些特征,对恶性原发肺结节和良性肺结节的分类准确率达到82.7%,表明从肺结节中提取大量潜在的放射学纹理特征的可行性。Xie等^[20]提出了一种融合纹理、性质及深度模型学习信息(fuses the texture, shape and deep model-learning information, Fuse TSD)的肺结节分类算法,该算法基于灰度共现矩阵(gary level co-occurrence matrix, GLCM)的纹理描述、傅里叶形状描述肺结节的异质性,以及深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN)来自动学习结节的特征,利用每种结节特征训练一个自适应增强方向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN),融合3种分类器的最终决策来对肺结节进行分类,并且采用肺部图像影像数据集(lung image database, LIDC)-(image database resource initiative, IDRI)对Fuse-TSD算法的3种分类器进行评估,最终发现其AUC分别达到96.65%、94.45%及81.24%,明显高于其他方法获得的AUC值。Balagurunathan等^[21]在提取参加NLST受试者的肺结节(良恶性均有)影像与数据资料后,建立了479名患者(244名用于训练,235名用于测试)的子集,从训练组患者资料中筛选了219个定量特征,去除繁杂和不可复现的特征以后,运用最优AUC的线性分类器与穷尽搜索法寻找图像特征的判别集后再将其放入测试组中进行验证,从而建立最终的预测模型,其在肺结节的鉴别诊断中AUC最高能达到0.83。Wu等^[22]对121名确诊为非小细胞肺癌的受试者与117名对照者的普通CT或增强CT图像中,提取放射语义与定量纹理特征后建立了3种模型——使用临床及语义变量、使用纹理特征及使用临床、语义变量及纹理特征,使用最小绝对收缩(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)和选择逻辑回归比较。并对3种不同的模型进行了上百次的交叉验证,结果发现3种方法的AUC分别为0.85、0.88和0.88。除此之外,研究者还发现CT影像是否增强不会对纹理分析的效率造成影响。

以上研究均表明影像组学在肺结节良恶性鉴别中的价值,相较于传统影像学方法,精准且更高效。

3.2 肺结节的侵袭性预测

3.2.1 影像组学侵袭性预测

不同类型及恶性程度的肺结节治疗手段存在差异,因此明确肺结节的侵袭性对于制定患者的治疗决策及预后具有重大的意义^[23]。崔效楠等^[24]等通过采用ImageJ 1.50b软件提取156名已经被病理切片证实为侵袭性或非侵袭性肺腺癌患者的肺部pGGN的4大类68个影像组学特征,经线性回归分析发现其中54个影像组学特征可以作为预测pGGN侵袭性的独立预测因素,其AUC值达到了0.951。

有研究者将109名患者的肺部GGN根据病理诊断结果分为3个亚组并通过影像组学的手段获取所有GGN的纹理特征,经logistic回归分析发现,浸润性腺癌与侵袭前病变组(非典型腺瘤样增生及原位癌)的体素计数特征和微浸润性腺癌与浸润性腺癌组的表面积特征、与拉伸表面积特征及微浸润性腺癌、与侵袭前病变组的GLCM中灰度值线性相关性存在统计学差异,表明4种指标可以作为普通CT上表现为GGN的肺癌的重要鉴别参数^[25]。Cai等^[26]还验证了支持向量机(support vector machine, SVM)学习模型与2名放射科医师根据自身经验采用传统影像学方法,评估原位腺癌、微浸润性腺癌和表现为pGGN的浸润性腺癌患者侵袭性的准确性(90.24%及75.61%、80.49%)、灵敏度(91.67%及50%、75%)和特异性(89.66%及86.21%、82.76%),可见影像组学的显著优势。

3.2.2 其他方法与影像组学结合侵袭性预测

Xia等^[27]采用了深度学习和影像组学特征的融合,对73个经手术病理证实的GGN侵袭性进行评价,发现深度学习方案和影像组学方案的AUC值分别为0.83和0.87,而将两者融合进行分析AUC

值则可达到 0.90, 表明深度学习和影像组学特征的融合可能具有处理医学成像中有限数据集分类任务的巨大潜力。除此之外, 有研究者还发现冰冻切片与影像组学方法结合也可用于 GGN 侵袭性的预测。在一项包含 831 例 CT 表现为 GGN 的周围型肺腺癌的研究中, 影像组学方法侵袭性预测的准确率约为 68.8%, 而冰冻切片的总体准确率约为 70.0%, 当冰冻切片与影像组学分类器诊断不同时, 冰冻切片与最终病理的符合率显著低于冰冻切片与影像组学分类器诊断 (46% 与 87%)^[28]。

以上研究表明, 应用人工智能方法及现有的诊断方法, 例如冰冻切片与影像组学结合对肺部恶性结节进行侵袭性预测也是一种有效的途径。

3.3 肺癌患者生存期预测

此前, 肿瘤患者的生存期及预后主要根据 TNM 分期进行预测, 然而根据肿瘤的 TNM 分期来预测其预后存在一定的局限性。TNM 分期取决于肿瘤的范围、淋巴结转移及远处转移情况等多种因素, 但实际临床中, 即使是相同 TNM 分期肺癌, 同样的治疗方法会产生不同的疗效, 这完全可能导致治疗的失败^[29]。相比传统的 TNM 分期, CT 影像组学模型可更有效地预测早期肺癌患者的无病生存期。

Chaddad 等^[30]通过提取癌症图像数据库 (the cancer imaging archive, TCIA) 中的 315 名非小细胞肺癌 (non-small cell lung cancer, NSCLC) 患者的 24 个纹理与形状影像特征, 并与最终的生存时间及生存率进行相关性分析后发现定量肺部 CT 影像学特征, 例如表面积和灰度不均匀性等, 可以作为肺癌患者的生存期预测指标, 尤其是对于大细胞癌、T2 期肺癌及无淋巴结转移患者。王鑫超等^[31]应用 LASSO 算法、互信息 (mutual information, MI) 算法、递归特征消除 (recursive feature elimination, RFE) 算法及 Cox 单因素分析法对 81 例临床早期 NSCLC 患者的 PET-CT 及 CT 图像进行特征筛选并建立预测模型, 使用一致性指数 (C-index) 评价不同模型预测 NSCLC 患者 3 年总生存期的能力, 发现 LASSO 算法筛选的特征所构建 Cox 模型 C-index 最高 (0.83 ± 0.07), 其生存结局参数的相关性最高。以上研究均表明, 影像组学特征与生存指标有良好的相关性, 可作为有效的分析变量。

4 挑战及展望

尽管影像组学在肺结节的研究中取得了显著成效, 但仍面临许多挑战。首先, 影像组学特征及筛选受到机器平台、重建算法、扫描序列、成像参数等的影响, 使得图像数据的采集没有统一的标准。其次, 我国绝大部分医院缺乏统一的随访中心, 导致大量样本丢失和浪费, 使得数据缺乏完整性。最后, 影像组学研究涉及医工交叉, 但绝大部分医生没有工科的背景, 使得开展研究的先天条件不足。

总之, 相较于传统的影像学手段, 影像组学作为一个医学与人工智能的新兴交叉学科, 打破了长久以来临床抉择主要依赖影像医师主观判读图像的局限性, 极大拓展了医学影像学对于临床实践的指导价值, 优化了现有临床诊断决策, 尤其对于经验不足的放射科医师意义重大。影像组学不仅可以提高诊断的准确性还能挖掘更深层次的图像信息, 在诊断肺结节方面具有广阔的应用前景。

参考文献

- [1] SIEGEL R L, MILLER K D, JEMAL A. Cancer statistics, 2020[J]. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 2020, 70(1): 7-30.
- [2] KASSEM K, SHAPIRO M, GORENSTEIN L, et al. Evaluation of high-risk pulmonary nodules and pathologic correlation in patients enrolled in a low-dose computed tomography (LDCT) program[J]. *Journal of Thoracic Disease*, 2019, 11(4): 1165-1169.
- [3] MANOS D, SEELY J M, TAYLOR J, et al. The lung reporting and data system (LU-RADS): A proposal for computed tomography screening[J]. *Canadian Association of Radiologists Journal*, 2014, 65(2): 121-134.
- [4] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, et al. Radiomics: Extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. *European Journal of Cancer*, 2012, 48(4): 441-446.

- [5] LAMBIN P, LEIJENAAR R T H, DEIST T M, et al. Radiomics: The bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. *Nature Reviews Clinical Oncology*, 2017, 14(12): 749-762.
- [6] PRATX G, XING L. GPU computing in medical physics: A review[J]. *Medical Physics*, 2011, 38(5): 2685-2697.
- [7] LIU Z, ZHANG X Y, SHI Y J, et al. Radiomics analysis for evaluation of pathological complete response to neoadjuvant chemoradiotherapy in locally advanced rectal cancer[J]. *Clinical Cancer Research*, 2017, 23(23): 7253-7262.
- [8] HUANG Y Q, LIANG C H, HE L, et al. Development and validation of a radiomics nomogram for preoperative prediction of lymph node metastasis in colorectal cancer[J]. *Journal of Clinical Oncology*, 2016, 34(18): 2157-2164.
- [9] RIOS-VELAZQUEZ E, PARMAR C, LIU Y, et al. Somatic mutations drive distinct imaging phenotypes in lung cancer[J]. *Cancer Research*, 2017, 77(14): 3922-3930.
- [10] 张晓菊. 《肺结节诊治中国专家共识(2018版)》解读[J]. *中华实用诊断与治疗杂志*, 2019, 33(1): 1-3.
ZHANG X J. Interpretation of “Chinese Expert Consensus on Diagnosis and Treatment of Pulmonary Nodules (2018 Edition)” [J]. *Chinese Journal of Practical Diagnosis and Treatment*, 2019, 33(1): 1-3. (in Chinese).
- [11] National Lung Screening Trial Research Team, CHURCH T R, BLACK W C, et al. Results of initial low-dose computed tomographic screening for lung cancer[J]. *New England Journal of Medicine*, 2013, 368(21): 1980-1991.
- [12] BACH P B, MIRKIN J N, OLIVER T K, et al. Benefits and harms of CT screening for lung cancer: A systematic review[J]. *Journal of the American Medical Association*, 2012, 307(22): 2418-2429.
- [13] NAIDICH D P, BANKIER A A, MACMAHON H, et al. Recommendations for the management of subsolid pulmonary nodules detected at CT: A statement from the Fleischner Society[J]. *Radiology*, 2013, 266(1): 304-317.
- [14] LOVERDOS K, FOTIADIS A, KONTOGIANNI C, et al. Lung nodules: A comprehensive review on current approach and management[J]. *Annals of Thoracic Medicine*, 2019, 14(4): 226-238.
- [15] DUAN X Q, WANG X L, ZHANG L F, et al. Establishment and validation of a prediction model for the probability of malignancy in solid solitary pulmonary nodules in Northwest China[J]. *Journal of Surgical Oncology*, 2021, 123(4): 1134-1143.
- [16] 欧阳雨晴, 倪莲芳, 刘新民. 肺结节多学科联合诊治价值[J]. *北京大学学报(医学版)*, 2021, 53(3): 628-631.
OUYANG Y Q, NI L F, LIU X M. The value of multidisciplinary joint diagnosis and treatment of pulmonary nodules[J]. *Journal of Peking University (Medical Edition)*, 2021, 53(3): 628-631. (in Chinese).
- [17] WIELPÜTZ M O, HEUBEL C P, HERTH F J F, et al. Radiological diagnosis in lung disease: Factoring treatment options into the choice of diagnostic modality[J]. *Deutsches Arzteblatt International*, 2014, 111(11): 181-187.
- [18] 高美娟. X线与CT在肺结节诊断中的对比研究[J]. *影像研究与医学应用*, 2018, 12(2): 2096-3807.
GAO M J. Comparative study of X-ray and CT in the diagnosis of pulmonary nodules[J]. *Imaging Research and Medical Application*, 2018, 12(2): 2096-3807. (in Chinese).
- [19] MA J, WANG Q, REN Y, et al. Automatic lung nodule classification with radiomics approach[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2020, 24(1): 194-204.
- [20] XIE Y, ZHANG J, XIA Y, et al. Fusing texture, shape and deep model-learned information at decision level for automated classification of lung nodules on chest CT[J]. *Information Fusion*, 2018, 42: 102-110.
- [21] BALAGURUNATHAN Y, SCHABATH M B, WANG H, et al. Quantitative imaging features improve discrimination of malignancy in pulmonary nodules[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 8528.
- [22] WU W, PIERCE L A, ZHANG Y, et al. Comparison of prediction models with radiological semantic features and radiomics in lung cancer diagnosis of the pulmonary nodules: A case-control study[J]. *European Radiology*, 2019, 29(11): 6100-6108.
- [23] ZENG H, CHEN W, ZHENG R, et al. Changing cancer survival in China during 2003-15: A pooled analysis of 17 population-based cancer registries[J]. *The Lancet Global Health*, 2018, 6(5): e555-e567.
- [24] 崔效楠, 刘颖, 叶兆祥, 等. 影像组学特征对肺纯磨玻璃结节侵袭性腺癌与非侵袭性腺癌的鉴别价值[J]. *国际医学放射学*, 2018, 41(4): 375-378.
CUI X N, LIU Y, YE Z X, et al. Differentiation value of radiomic features in invasive adenocarcinoma and non-invasive adenocarcinoma of pure ground glass nodules of the lung[J]. *International Medical Radiology*, 2018, 41(4): 375-378. (in Chinese).
- [25] LI W, WANG X, ZHANG Y, et al. Radiomic analysis of pulmonary ground-glass opacity nodules for distinction of preinvasive lesions, invasive pulmonary adenocarcinoma and minimally invasive

- adenocarcinoma based on quantitative texture analysis of CT[J]. *Chinese Journal of Cancer Research*, 2018, 30(4): 415-424.
- [26] CAI J, LIU H, YUAN H, et al. A radiomics study to predict invasive pulmonary adenocarcinoma appearing as pure ground-glass nodules[J]. *Clinical Radiology*, 2021, 76(2): 143-151.
- [27] XIA X, GONG J, HAO W, et al. Comparison and fusion of deep learning and radiomics features of ground-glass nodules to predict the invasiveness risk of stage-I lung adenocarcinomas in CT scan[J]. *Frontiers in Oncology*, 2020, 31(10): 418.
- [28] WANG B, TANG Y H, CHEN Y N, et al. Joint use of the radiomics method and frozen sections should be considered in the prediction of the final classification of peripheral lung adenocarcinoma manifesting as ground-glass nodules[J]. *Lung Cancer*, 2020, 139(1): 103-110.
- [29] CHEN X, FENG B, CHEN Y, et al. A CT-based deep learning model for subsolid pulmonary nodules to distinguish minimally invasive adenocarcinoma and invasive adenocarcinoma[J]. *European Journal of Radiology*, 2021, 145: 110041.
- [30] CHADDAD A, DESROSIERS C, TOEWS M, et al. Predicting survival time of lung cancer patients using radiomic analysis[J]. *Oncotarget*, 2017, 8(61): 104393-104407.
- [31] 王鑫超, 崔曹哲, 胡奕奕, 等. 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[J]. *肿瘤影像学*, 2021, 30(6): 459-465.
- WANG X C, CUI C Z, HU Y Y, et al. Comparative study on the survival prediction efficacy of different radiomics feature screening methods in patients with early stage NSCLC[J]. *Oncology Imaging*, 2021, 30(6): 459-465. (in Chinese).

Research Progress of Radiomics in the Diagnosis of Pulmonary Nodules

LIU Yuting¹, LIU Aishi^{1,2✉}

1. Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010000, China
2. Department of Imaging Diagnosis, Affiliated Hospital of Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010000, China

Abstract: In recent years, with the continuous improvement of medical level, people pay more attention to their own health, pulmonary nodules and other space-occupying lesions can be detected earlier, but on a global scale, the number of deaths caused by malignant lung lesions still rising and remaining high. Radiomics is an emerging field that aims to derive automated quantitative imaging features from medical images to noninvasively predict nodular and tumor behavior. Compared with traditional visual image features, radiomics can extract more nodular features with better reproducibility. The scientific and systematic use of radiomics can not only prevent excessive medical behaviors and reduce the economic burden of patients, but also enable patients with lung lesions to receive early treatment for the best prognosis.

Keywords: radiomics; pulmonary nodules; malignant pulmonary disease



作者简介: 刘宇婷, 女, 内蒙古医科大学附属医院在读硕士研究生, 主要从事影像组学在肺结节中的应用研究, E-mail: 1274158593@qq.com; 刘挨师[✉], 男, 内蒙古医科大学附属医院影像诊断科主任、主任医师, 硕士生导师, 主要从事心胸影像研究, E-mail: liuaishi@sina.com。