

· 综述 · doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2025.01.039

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20240829.1443.016\(2024-08-30\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20240829.1443.016(2024-08-30))

人工智能和影像组学在肺癌精准诊疗中的应用进展*

邓冰¹, 黄文才², 江远亮^{2△}

(1. 武汉科技大学医学部医学院, 武汉 430065; 2. 中国人民解放军中部战区总医院放射科, 武汉 430070)

[摘要] 肺癌是目前世界上最具侵袭性的恶性肿瘤之一。影像组学作为一门新兴技术, 可以将图像特征转化为可定量和可计算的数据特征, 在肺癌的诊疗过程中发挥着至关重要的作用。随着医疗大数据库的建立, 人工智能和影像组学可更加高效地利用影像图像, 在肺癌的筛查诊断、组织病理评估、预测治疗反应等方面提供更多有价值的信息, 从而辅助个体化治疗方案的制订, 实现精准诊疗, 改善患者预后, 但其在临床实践过程中, 也存在许多问题有待解决。该文综述当前人工智能及影像组学在肺癌筛查诊断、分期分型及疗效评估等方面的研究进展, 讨论仍存在的局限性和挑战, 以期为后续的研究提供参考。

[关键词] 肺癌; 影像组学; 人工智能; 精准诊疗

[中图分类号] R730.44 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2025)01-0213-06

Progress in application of artificial intelligence and radiomics in precision diagnosis and treatment of lung cancer*

DENG Bing¹, HUANG Wencai², JIANG Yuanliang^{2△}

(1. School of Medicine, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430065, China; 2. Department of Radiology, General Hospital of Central Theater Command of People's Liberation Army, Wuhan, Hubei 430070, China)

[Abstract] Lung cancer is currently one of the most aggressive malignant tumors in the world, and radiomics as an emerging technology can transform the image features into the quantifiable and computable data features, plays a crucial role in the diagnosis and treatment process of lung cancer. With the construction of medical big data, artificial intelligence (AI) and radiomics can make use of imaging images to provide more valuable information in screening and diagnosis, histopathological assessment and prediction of treatment response in lung cancer, thus assisting in the formulation of individualized treatment regimen, realizing accurate diagnosis and treatment and improving the patient's prognosis. However, there are still many problems to be solved in the application of AI systems to clinical practice. This paper reviews the research progress of AI and radiomics in lung cancer screening and diagnosis, staging and grading, and efficacy assessment, and discusses the limitations and challenges that still exist in the clinical practice in order to provide reference for subsequent research.

[Key words] lung cancer; radiomics; artificial intelligence; precise diagnosis and treatment

肺癌是肺部的恶性肿瘤, 具有高发病率和转移倾向的特点。全球每年约有 220 万新发病例, 死亡人数占全球癌症死亡人数首位^[1]。该疾病的特点是肺组织细胞生长不受控制, 病死率高。如果不进行治疗, 癌细胞会继续生长并扩散到肺外组织。由于缺乏准确的疾病发展预测方法, 许多肺癌患者未能及时得到适当的治疗, 患者的整体 5 年生存率不超过 20%^[2]。

因此早发现、早诊断以进行个体化治疗可以有效提高肺癌患者的生存率并改善个体生存质量。影像学对肿瘤的治疗和预后具有指导作用, 通过影像学研究方法, 可以获得更全面、系统、深入的肿瘤细胞信息。本文旨在根据现有的研究总结人工智能 (artificial intelligence, AI) 及影像组学在肺癌筛查诊断、分期分型及疗效评估等方面的研究进展, 讨论仍存在的局限性和

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (62172309); 湖北省自然科学基金项目 (2020BCB059)。△ 通信作者, E-mail: docjyl@163.com。

挑战,以期为后续的研究改进提供参考。

1 AI 和影像组学概述

AI 指的是能够从数据中学习并执行特定任务的计算机程序,包括机器学习和深度学习两种基本实现手段,在医学上机器学习主要包括监督学习、半监督学习、无监督学习这几种方法,用于处理不同的任务。监督学习需要使用有输入和预期输出标记的数据集;半监督学习则是通过少量标记的数据和大量未标记的数据进行分类或归纳;而无监督学习是使用既不分类也不标记的数据进行机器学习运算,并允许算法在没有指导的情况下对这些数据进行操作。深度学习则通过特定类型的神经网络进行学习,具有不同的神经元层(输入层、输出层和隐藏层),比如卷积神经网络、深度信念网络、循环神经网络、生成对抗网络等^[3-5]。影像组学作为机器学习在医学图像方面的一种应用,可以通过获取标准化图像,分割感兴趣区、提取特征、筛选特征及建立模型这一系列流程,获取更多图像中有关肺癌的生物学信息,在肺癌筛查诊断、治疗及预后评估等方面发挥作用^[6-7]。

2 AI 和影像组学在肺癌筛查和诊断中的应用

2.1 肺结节的检出

在一些社会生活习惯的影响下,肺结节的发生率日渐增高。胸部 CT 是目前检出肺结节的高效方法。然而,由于肺结节多变、多发的性质,通过 CT 图像检测肺结节仍然重复且繁琐,尤其是当结节小或位于支气管内和肺门位置时,依靠肉眼准确检出会相对困难^[8-9]。因此依靠 AI 辅助检出肺结节是非常有意义的。目前,AI 辅助检出肺结节的技术已经相对成熟,AI 处理 CT 数据的平均时间少于放射科医师,因此医疗机构都引入了不同模式的 AI 肺结节检出软件,极大地减轻了放射科医师的工作量并且提高了检出的准确度^[10-12]。现有一些研究建立的深度学习卷积神经网络的效能已经超过部分经验有限的放射科医师^[13-14]。随着 AI 辅助检出肺结节技术愈发成熟,将为临床早期诊治提供更可靠、高效的依据,进一步缩短患者的就医时间,更早制订个体化精准治疗方案。

2.2 良恶性肺结节的鉴别

穿刺活检是目前确定肺结节性质相对准确的方法,但活检是有创方式,而且获得的部分组织有时不能代表病变的整体特征^[15]。因此在临床工作中,准确判断肺结节的性质可以避免不必要的侵入性检查和手术。AI 在辅助判断肺结节良恶性及制订个体化治疗方案上体现出一定的有效性,其中影像组学可提供肿瘤内部异质性等生物学信息,为临床实现无创性“虚拟病理活检”提供客观的量化依据^[16]。例如,

HENDRIX 等^[17]和 DENNIE 等^[18]分别从良恶性肺结节的 CT 影像图像中提取纹理特征并进行比较,开发了多个具有较高敏感度和准确率的影像组学模型,证实了影像组学在判定肺结节性质方面具有良好的效果。但上述研究忽略了恶性肺结节在生长发展过程中对肿瘤周围组织的浸润。目前有研究^[19]表明,肿瘤周围实质也具有与肿瘤发生进展过程相关的重要生物学特性,由此可以探究从瘤周组织中提取的组学特征是否包含肿瘤异质性的补充信息。WU 等^[20]和 ALILOU 等^[21]研究发现瘤内联合瘤周的影像组学特征比单独的瘤内影像组学特征更好地鉴别肿瘤侵袭性,从而进一步表明从结节周围中提取出来的影像组学特征也包含着重要的生物学信息,对确定肺结节的性质具有较大意义。综上所述,基于 CT 影像组学建立的模型对肺癌的良恶性鉴别具有良好的效能,且因其无创、简便快捷等特点显现出较大的临床优势。随着 AI 的快速发展,通过扩大样本量、进行多中心验证等方法有望进一步提高模型的泛化能力和鲁棒性,AI 代替活检诊断肺结节性质将在未来的临床工作中发挥更大的作用。

2.3 肺癌的分类

原发性肺癌可分为小细胞肺癌和非小细胞肺癌。其中非小细胞肺癌占 80%~85%,在非小细胞肺癌中,肺腺癌属于最常见的组织学类型,其次是肺鳞癌。TANG 等^[22]从 61 例肺癌患者的影像图像中提取出了 2 600 个特征,应用多种机器学习方法,构建了术前预测肺癌组织学分型的模型,可以有效区分肺腺癌和鳞癌,进一步佐证了 AI 在识别肺癌常见组织学类型方面具有较高的效能。其中肺腺癌有较多的亚型,包括非典型腺瘤样增生、原位腺癌、微小浸润腺癌、浸润性腺癌等^[23-24],但目前准确诊断仍存在一定难度。在最近的两项研究中,HUANG 等^[25]和 GONG 等^[26]分别使用深度学习方法建立了多个基于 CT 图像的新型多模态数据融合模型,在肺腺癌亚型鉴别中的总体准确性与有经验的病理科医师接近。目前,鉴别非小细胞肺癌和小细胞肺癌主要依靠于纤维支气管镜活检及相关传统影像学特征,AI 在这方面的相关研究仍较少,因此未来 AI 在小细胞肺癌中的应用值得进一步深究。综上所述,利用计算机软件技术,可对肺癌更深层面的亚型进行判断,从而指导肺癌患者的辅助治疗或监测。

2.4 淋巴结状态

TNM 分期是目前国际上最通用、认可度最高的肿瘤分期系统^[27]。不同分期肺癌患者的生存结局存在巨大差异,局限性肺癌的 5 年总生存率为 56%,而

远处转移性肺癌的 5 年总生存率仅为 5%^[28]。其中,淋巴转移是肺癌常见的转移途径也是影响预后的独立因素之一。已有研究^[29-30]表明,病理确诊的淋巴转移是影响患者生存和复发的最重要相关因素之一,只有 26%~53% 的淋巴结转移患者存活超过 5 年。RAN 等^[31]纳入了 300 例患者的图像提取特征,通过卷积神经网络获取深度学习标签,使用影像组学标签、深度学习标签和 CT 报告等特征构建的预测模型,并在此基础上建立了诺模图(一致性指数为 0.820),这表明 AI 可以在术前很好地预测肺腺癌患者的淋巴结状态,从而辅助医生决定是否需要进行系统性淋巴结清扫,以提高临床诊疗流程的有效性和准确性。此外,GENG 等^[32]从 84 例患者的 CT 图像中获得 9 个相关度较高的特征,构建影像组学标签,将临床指标癌胚抗原和影像组学标签通过多变量 logistic 回归构建了 nomogram 模型,曲线下面积达 0.859,可以很好地无创预测肺癌淋巴结转移,指导肺癌患者的个体化治疗。以上研究表明,基于 CT 影像组学的 AI 分析有望成为预测肺癌患者淋巴结转移并进行临床分期的非侵入性检查方法,进而优化肺癌患者治疗策略、改善患者远期预后。

3 影像组学和 AI 在肺癌疗效评估中的应用

尽管肺癌都采用统一的分期标准,但由于肿瘤特有的进展模式和预后不同,治疗方法有所差异。根据《中华医学会肺癌临床诊疗指南(2023 版)》,对于可以进行手术治疗的非小细胞肺癌患者,必须完整彻底切除以保证手术根治、分期准确、加强局部控制和长期生存;对于部分可切除的患者,可以通过术前治疗降期以达到更好的手术治疗效果;对于无法切除的患者则可以根据个体情况采用一线放疗、靶向治疗、免疫治疗等治疗方案^[33]。

对实体肿瘤疗效的评估方法目前主要依据实体瘤评价标准^[34](response evaluation criteria in solid tumor, RECIST) 1.1, 主要根据肿瘤轴向直径的时间变化(假设肿瘤是球形的并在治疗后发生均匀的空间变化)对疗效进行评估。但在免疫治疗和靶向治疗中出现了新的肿瘤应答模式,基于 RECIST 的终点评估很难捕捉到这些获益,目前免疫治疗的反应预测主要是基于肿瘤免疫微环境中生物标志物的表达(例如 PD-L1),AI 可以通过识别治疗前图像中与疗效相关的影像组学标签来评估免疫治疗后的反应。多项研究^[35-36]证实在接受免疫治疗 6 个月以上的晚期非小细胞肺癌患者中,基于 CT 图像的影像组学分析可以有效鉴别持续临床获益和非持续临床获益(AUC>0.8),并且将影像组学特征与临床特征相结合,建立临

床-影像诺模图,可以进一步提升对进行免疫治疗患者的无进展生存期和总生存率的预测效能。此外,靶向治疗患者也可以从 AI 分析中获益^[37]。目前,靶向治疗的反应预测主要通过活检测定患者的基因突变状态,而影像组学可以作为一种新的非侵入性方法预测肿瘤分子的基因突变状态,并且可以避免因瘤内异质性或同一患者不同转移灶中出现获得性耐药性而导致预测性能不高的问题。目前多项对接受靶向治疗的非小细胞肺癌患者的定量成像研究表明,基于治疗前 CT 图像的影像组学特征可以准确预测非小细胞肺癌患者靶向治疗后的肿瘤反应。YAMAZAKI 等^[38]对高分辨率 CT 图像中肿瘤和肿瘤周围区域(3 mm)进行分割,提取了 398 个放射学特征(212 个肿瘤内特征和 186 个肿瘤周围特征),并使用随机森林来估计模型的性能,发现瘤内和瘤周影像组学相结合建立的表皮生长因子受体(EGFR)突变预测模型的 AUC 为 0.774,可以帮助决定是否需要进行基因检测。对无基因突变患者的及时识别将允许更个性化的治疗选择,避免有创操作的不良反应和不必要的成本。

此外,有部分研究表明,可以利用影像组学的特征来预测放疗后的反应。YANG 等^[39]建立了基于治疗前 CT 影像组学特征与临床因素联合预测放疗反应模型,该模型在训练集及验证集中均有良好的效能(AUC>0.8),可以准确评估早期非小细胞肺癌立体定向消融放疗后的疾病进展,有助于制订个性化的随访计划和治疗策略。化疗是治疗非小细胞肺癌的最主要手段之一,但在不同患者中的疗效具有较大的差异,急需一种无创且具有一定准确性的预测方法辅助放疗方案的制定。LUNA 等^[40]基于 110 例Ⅲ期非小细胞肺癌进行同步或序贯放疗患者的治疗前 CT 图像建立模型,发现影像组学模型可以改善放疗后Ⅲ期非小细胞肺癌总生存期的预测效能。AI 还可用于预测新辅助治疗的疗效,如美国临床肿瘤学会(American Society of Clinical Oncology, ASCO)在 2021 年年会上提及的 AI 软件,在评估新辅助治疗后病理缓解程度上具有较好的表现,并且在无瘤生存期的区分上,AI 和人工对病理缓解情况的判定达到了高度的统一。综上所述,AI 可以客观地描述肿瘤图像的复杂模式,降低人工评估可能出现的不一致性。AI 和影像组学在肺癌治疗效果评估和预测中逐渐展现出不凡的价值和可观的潜力。

4 影像组学和 AI 预测肺癌预后的应用

AI 可以帮助肺癌患者获得临床预后的精准信息,通过卷积神经网络等深度学习方法分析患者的影

像图像,可以进行多时间点的研究,以预测患者的生存率、进展、复发或转移等临床结局。基于影像组学可以为肺癌患者进行更准确的生存预测,对临床医生选择个体化的治疗策略起到积极作用。已有多项研究^[41-42]成功应用肿瘤内影像组学特征预测非小细胞肺癌患者的总生存期、肿瘤复发预后和进展时间。HUANG 等^[43]利用机器学习对治疗前的 FDG-PET/CT 扫描进行分析,以预测非小细胞肺癌患者的发生进展和总生存期,利用影像组学特征构建的随机生存森林模型与采用卷积神经网络特征构建的模型都具有良好的效能。MUKHERJEE 等^[44]也开发了一个浅层卷积神经网络模型,并对多中心的 CT 图像进行了分析,以预测非小细胞肺癌患者的总生存率,各独立生存数据集中总生存率的一致性指数均达到 0.6 以上。KAMRAN 等^[45]则针对早期小细胞肺癌患者的 CT 结果来预测 2 年总生存期、局部复发和远处转移,观察到影像组学中肿瘤的延伸度与局部复发($HR:1.10, P=0.003$)和 2 年总生存期($HR:1.10, P=0.03$)明显相关,这表明 AI 对预测不同分期患者的生存预后都具有良好的效能。此外,ZHENG 等^[46]进行的多中心试验也获得了良好的效能,进一步证明了上述研究的可靠性。以上研究均表明,影像组学特征与肺癌患者生存指标有良好的相关性,可作为有效的分析变量。

5 局限性及未来展望

尽管医学影像中的 AI 技术在辅助肺癌诊疗领域取得了较大的成果,但还存在很多问题亟待解决。首先,临床医生需要熟悉 AI 技术的工作流程、参数意义,提供标准化的影像数据;技术人员也需要深入临床,了解临床需求,进一步优化模型来服务患者。其次,需要进一步完善机器学习算法方式,从而提高诊断的敏感度和准确率。此外,AI 领域仍缺乏临床相关的统一化评估标准,需制订统一的标准从而提高相关报告的可靠性。最后,AI 的可解释性仍较低,AI 临床应用的主要障碍之一是算法的“黑匣子”本质,然而算法的过程往往无法进行公众化解释,因而很难寻找错误原因,从而进行精准的改进和完善。因此,带注释的数据集对开发和验证 AI 模型至关重要。

未来,随着规范标准的成像数据库的日益完善与 AI 新算法的改进和验证,定量成像在肺癌精准诊疗方面的潜能将被进一步发掘,AI 在医学影像领域的应用范围将更加广泛。

参考文献

[1] LI N, TAN F, CHEN W, et al. One-off low-

dose CT for lung cancer screening in China: a multicentre, population-based, prospective cohort study[J]. *Lancet Resp Med*, 2022, 10(4): 378-391.

[2] WU F, WANG L, ZHOU C. Lung cancer in China: current and prospect[J]. *Curr Opin Oncol*, 2021, 33(1): 40-46.

[3] RAJPURKAR P, LUNGREN M P. The current and future state of AI interpretation of medical images[J]. *N Engl J Med*, 2023, 388(21): 1981-1990.

[4] MOOR M, BANERJEE O, ABAD Z S H, et al. Foundation models for generalist medical artificial intelligence[J]. *Nature*, 2023, 616(7956): 259-265.

[5] ZHOU H, YU Y, WANG C, et al. A transformer-based representation-learning model with unified processing of multimodal input for clinical diagnostics[J]. *Nat Biomed Eng*, 2023, 7(6): 743-755.

[6] ZHU H, XU Y, LIANG N, et al. Assessment of clinical stage IA lung adenocarcinoma with pN1/N2 metastasis using CT quantitative texture analysis[J]. *Cancer Manag Res*, 2020, 12: 6421-6430.

[7] WU G, JOCHEMS A, REFAEE T, et al. Structural and functional radiomics for lung cancer[J]. *Eur J Nucl Med Mol I*, 2021, 48(12): 3961-3974.

[8] SCHMID-BINDERT G, VOGEL-CLAUSSEN J, GÜTZ S, et al. Incidental pulmonary nodules—what do we know in 2022 [J]. *Respiration*, 2022, 101(11): 1024-1034.

[9] OLIVER A L. Lung cancer: epidemiology and screening[J]. *Surg Clin North Am*, 2022, 102(3): 335-344.

[10] GU D, LIU G, XUE Z. On the performance of lung nodule detection, segmentation and classification[J]. *Comput Med Imag Grap*, 2021, 89: 101886.

[11] WANG X, MAO K, WANG L, et al. An appraisal of lung nodules automatic classification algorithms for CT images[J]. *Sensors(Basel)*, 2019, 19(1): 194.

[12] VENKADESH K V, SETIO A A A, SCHR-

- EUDEER A, et al. Deep learning for malignancy risk estimation of pulmonary nodules detected at low-dose screening CT[J]. *Radiology*, 2021, 300(2):438-447.
- [13] ZHENG X, HUANG J, LIN J, et al. Incidence, prognostic factors, and a nomogram of lung cancer with bone metastasis at initial diagnosis: a population-based study[J]. *Transl Lung Cancer R*, 2019, 8(4):367-379.
- [14] LI X, SHEN L, XIE X, et al. Multi-resolution co-nvolutional networks for chest X-ray radiograph based lung nodule detection[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 103:101744.
- [15] HU M, WU L, ZHANG X, et al. Comparative evaluation of 2 different percutaneous techniques of simultaneous needle biopsy with microwave ablation of suspected malignant pulmonary nodules[J]. *Technol Cancer Res T*, 2023, 22:15330338231168458.
- [16] 陈小波, 郭馨雨, 于哲轩, 等. 不同联合方式的瘤内与瘤周影像组学特征对肺腺癌的诊断价值研究[J]. *中国医学计算机成像杂志*, 2021, 27(4):289-295.
- [17] HENDRIX N, VEENSTRA D L, CHENG M, et al. Assessing the economic value of clinical artificial intelligence: challenges and opportunities[J]. *Value Health*, 2022, 25(3):331-339.
- [18] DENNIE C, BAYANATI H, SOUZA C A, et al. Role of the thoracic radiologist in the evaluation and management of solid and subsolid lung nodules[J]. *Thorac Surg Clin*, 2021, 31(3):283-292.
- [19] KIM N, KIM H K, LEE K, et al. Single-cell RNA sequencing demonstrates the molecular and cellular reprogramming of metastatic lung adenocarcinoma [J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1):2285.
- [20] WU L, GAO C, XIANG P, et al. CT-imaging based analysis of invasive lung adenocarcinoma presenting as ground glass nodules using peri- and intra-nodular radiomic features[J]. *Front Oncol*, 2020, 10:838.
- [21] ALILOU M, OROOJI M, BEIG N, et al. Author correction: quantitative vessel tortuosity: a potential CT imaging biomarker for distinguishing lung granulomas from adenocarcinomas [J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1):15873.
- [22] TANG X, LIANG J, XIANG B, et al. Positron emission tomography/magnetic resonance imaging radiomics in predicting lung adenocarcinoma and squamous cell carcinoma[J]. *Front Oncol*, 2022, 12:803824.
- [23] TSAO M, NICHOLSON A G, MALESZEWSKI J J, et al. Introduction to 2021 WHO classification of thoracic tumors[J]. *J Thorac Oncol*, 2022, 17(1):e1-e4.
- [24] 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.
- [25] HUANG H, ZHENG D, CHEN H, et al. Fusion of CT images and clinical variables based on deep learning for predicting invasiveness risk of stage I lung adenocarcinoma [J]. *Med Phys*, 2022, 49(10):6384-6394.
- [26] GONG J, LIU J, LI H, et al. Deep learning-based stage-wise risk stratification for early lung adenocarcinoma in CT images: a multi-center study[J]. *Cancers*, 2021, 13(13):3300.
- [27] ASAMURA H, NISHIMURA K K, GIROUX D J, et al. IASLC lung cancer staging project: the new database to inform revisions in the ninth edition of the TNM classification of lung cancer[J]. *J Thorac Oncol*, 2023, 18(5):564-575.
- [28] SIEGEL R L, MILLER K D, WAGLE N S, et al. Cancer statistics, 2023 [J]. *CA Cancer J Clin*, 2023, 73(1):17-48.
- [29] DONG M, HOU G, LI S, et al. Preoperatively estimating the malignant potential of mediastinal lymph nodes: a pilot study toward establishing a robust radiomics model based on contrast-enhanced CT imaging [J]. *Front Oncol*, 2021, 10:558428.
- [30] 李静尧, 邱阳, 王海东. 人工智能技术在肺癌临床诊疗中的应用与展望[J]. *重庆医学*, 2024, 53(7):961-964, 971.
- [31] RAN J, CAO R, CAI J, et al. Development and validation of a nomogram for preoperative prediction of lymph node metastasis in lung adeno-

- carcinoma based on radiomics signature and deep learning signature[J]. *Front Oncol*, 2021, 11:585942.
- [32] GENG M, GENG M, WEI R, et al. Artificial intelligence neural network analysis and application of CT imaging features to predict lymph node metastasis in non-small cell lung cancer [J]. *J Thorac Dis*, 2022, 14(11):4384-4394.
- [33] 林耀彬, 林勇斌, 赵泽锐, 等. 《人工智能在肺结节诊治中的应用专家共识(2022 年版)》解读[J]. *中国胸心血管外科临床杂志*, 2023, 30(5):665-671.
- [34] EISENHAUER E A, THERASSE P, BOGAERTS J, et al. New response evaluation criteria in solid tumours; revised RECIST guideline (version 1. 1) [J]. *Eur J Cancer*, 2009, 45(2):228-247.
- [35] YANG B, ZHOU L, ZHONG J, et al. Combination of computed tomography imaging-based radiomics and clinicopathological characteristics for predicting the clinical benefits of immune checkpoint inhibitors in lung cancer [J]. *Resp Res*, 2021, 22(1):189.
- [36] MU W, TUNALI I, GRAY J E, et al. Radiomics of ¹⁸F-FDG PET/CT images predicts clinical benefit of advanced NSCLC patients to checkpoint blockade immunotherapy [J]. *Eur J Nucl Med Mol I*, 2020, 47(5):1168-1182.
- [37] YANG F, ZHANG J, ZHOU L, et al. CT-based radiomics signatures can predict the tumor response of non-small cell lung cancer patients treated with first-line chemotherapy and targeted therapy [J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(3):1538-1547.
- [38] YAMAZAKI M, YAGI T, TOMINAGA M, et al. Role of intratumoral and peritumoral CT radiomics for the prediction of EGFR gene mutation in primary lung cancer [J]. *Br J Radiol*, 2022, 95(1140):20220374.
- [39] YANG H, WANG L, SHAO G, et al. A combined predictive model based on radiomics features and clinical factors for disease progression in early-stage non-small cell lung cancer treated with stereotactic ablative radiotherapy [J]. *Front Oncol*, 2022, 12:967360.
- [40] LUNA J, BARSKY A, SHINOHARA R, et al. Radiomic phenotypes for improving early prediction of survival in stage III non-small cell lung cancer adenocarcinoma after chemoradiation [J]. *Cancers*, 2022, 14(3):700.
- [41] KHORRAMI M, BERA K, LEO P, et al. Stable and discriminating radiomic predictor of recurrence in early stage non-small cell lung cancer; multi-site study [J]. *Lung Cancer*, 2020, 142:90-97.
- [42] WANG L, DONG T, XIN B, et al. Integrative nomogram of CT imaging, clinical, and hematological features for survival prediction of patients with locally advanced non-small cell lung cancer [J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(6):2958-2967.
- [43] HUANG B, SOLLEE J, LUO Y, et al. Prediction of lung malignancy progression and survival with machine learning based on pre-treatment FDG-PET/CT [J]. *EBioMedicine*, 2022, 82:104127.
- [44] MUKHERJEE P, ZHOU M, LEE E, et al. A shallow convolutional neural network predicts prognosis of lung cancer patients in multi-institutional computed tomography image datasets [J]. *Nat Mach Intell*, 2020, 2(5):274-282.
- [45] KAMRAN S C, COROLLER T, MILANI N, et al. The impact of quantitative CT-based tumor volumetric features on the outcomes of patients with limited stage small cell lung cancer [J]. *Radiat Oncol*, 2020, 15(1):14.
- [46] ZHENG X, LIU K, LI C, et al. A CT-based radiomics nomogram for predicting the progression-free survival in small cell lung cancer: a multicenter cohort study [J]. *Radiol Med*, 2023, 128(11):1386-1397.

(收稿日期:2024-07-11 修回日期:2024-10-16)

(编辑:成卓)