

10 万,美国发病率为 74.3/10 万。结节病、结缔组织病相关的 ILDs 和特发性肺纤维化 (idiopathic pulmonary fibrosis, IPF) 是最常见的纤维性 ILDs, 估计患病率分别为 30.2/10 万、12.1/10 万和 8.2/10 万。此类疾病病谱病因庞杂、诊断难度大、分类复杂、治疗效果差, 大部分 ILD 患者还缺乏对疾病的正确认识, 临床医生对 ILD 的管理亦不够全面系统和规范, 全程管理的理念还未广泛普及, 因此, ILD 的管理面临着诸多挑战。目前 ILD 的诊断有一个标准化的模式: 即临床-影像-病理模式, 必要时还需联合多学科讨论 (multidisciplinary team, MDT) 做出最终诊断, 随着人工智能 (artificial intelligence, AI) 在医学领域中的广泛应用 (包括影像识别、病理诊断等), 给 ILD 的诊断、治疗及预后预测等方面带来了强大助力。本文旨在对 AI 在 ILD 疾病的管理, 包括诊断、疾病分类、进展与预后预测中的应用进展予以综述。

1 AI 的概述

1.1 AI 的基本原理及在医学中的应用 AI 的基本原理是使计算机模拟人类的大脑, 像人类一样处理信息、做出决策和完成任务, 这一过程的实现主要是通过构建算法和模型来完成, 而其中使用到的算法和模型是通过大量的数据、计算资源和算法的改进来训练和优化的。AI 主要包括虚拟和物理两个分支, 其中虚拟组件即为机器学习 (machine learning, ML), 通过数学算法训练模型, 通过经验来提高学习能力。近三十年来, AI 发展迅速, 其应用已经渗透到各个领域, 在医疗领域的应用亦日益广泛和深入; 目前, 医学图像分析是 AI 在医学中应用最多的领域^[3]。AI 辅助诊断技术目前已成为医学发展的重要趋势。已有研究证实, AI 技术结合计算机辅助诊断 (computer-aided diagnosis, CAD) 系统既可以显著提高阅片医生的诊断效能又能降低误诊率^[4, 5]。当 AI 应用于医学图像分析时, 主要的方法是基于 ML。

1.2 ML 的概念及其在医学中的应用 ML 是一种致力于研究通过计算机从数据中学习数据模式和规律的 AI 技术, ML 采用大数据的算法, 自动学习数据的模式和规律, 从海量数据集构建统计模型, 进而完成特定 (如分类或预测) 任务^[6, 7]。目前医学领域使用较多的 ML 算法包括: 线性回归、逻辑回归、决策树和随机森林^[8]; ML 包含监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习四类^[8]。监督学习^[9]始于预测已知输出或目标, 目前在医学中应用

【基金项目】国家四大慢病重大专项(编号:2023ZD0506101/2023ZD0506100);四川省医疗卫生与健康促进会科研项目(编号:KY2022SJ0116)

△通讯作者

的重点是分类, 该模式可以在子组选择与新数据实例特征最吻合的某组并进行预测, 偶尔也会涉及对未知参数的估计。例如: 心内科或心电图室的医生经常看到的心电图的 AI 诊断报告; 还有胸部 X 射线检查中自动检测肺结节。另外, 25 年前开发的随机森林算法 (也叫决策树), 该方法一直备受研究者青睐, 已有研究者将随机森林算法用于预测多种疾病 (如心血管疾病、实体脏器肿瘤等) 的预后 (包括长期生存及死亡率预测)^[10~12]; 在无监督学习中, 没有可预测的输出, 因此比前者更具挑战性, 通常先通过无监督学习学习的某种群体的特征, 再通过后续的监督学习的表现来评估其价值; 如对于射血分数保留的心力衰竭的分类的无监督学习模式的研究, 这可能是我们迈向精准医学的一步^[9]; 然而, 目前 ML 在临床中的应用仍然有限, 主要是由于疾病预测问题本身具有极大的挑战性, 需要投入大量的精力收集尽可能多的能代表疾病特点的训练示例来形成全面、完善的信息特征集, 但目前该项工作尚处于起始阶段。

1.3 深度学习 (deep learning, DL) 的概念及其在医学中的应用 DL 模仿人脑神经网络的工作方式, 以人工神经网络 (其中包含多个层次的神经网络模型) 为基础, 由多个处理层组成的计算模型学习具有多个抽象级别的数据, 提取出高级别的特征, 从而用于各种复杂的任务, 比如图像识别、语音识别、自然语言处理等^[13], 是 ML 的一种特殊形式, 是最先进的 ML 方法^[14]。DL 拥有更复杂的多层次算法, 在医学图像分析中发挥着越来越重要的作用。使用计算机自动分析医学图像的尝试最早可追溯到 20 世纪 60 年代^[14]; 随着 AI 的最新进展, 自动捕获和量化大量信息有了新的可能性^[13, 15], DL (卷积神经网络) 在根据胸部 X 射线片图像评估死亡、肺癌发病率或生物衰老风险方面表现出色^[16~19]。

1.4 卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 的特点及作用 CNN 是一类具有深度结构的前馈神经网络, 是一种 DL 模型, 其中包含卷积计算, 是由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层等基本结构组成。其中, 卷积层是最重要的一层, 其先通过卷积计算提取输入数据的局部特征, 再通过多层卷积和池化操作形成复杂的特征表示, 然后通过全连接层进行分类或回归等任务, 最后通过输出层输出模型预测结果。CNN 目前在 DL 中应用最广泛^[6, 20, 21]。

2 AI 在 ILD 领域中的应用

2.1 AI 在 ILD 临床诊断中的应用 医学影像学在 ILD 的诊断、疾病分类、疾病进展与预后预测中的重要性不言而喻; 在过去的十来年里, 以计算机为

基础,通过胸部高分辨 CT (high-resolution computed tomography, HRCT) 定量纤维化肺疾病的研究明显增加^[20];研究表明,ILD 在 HRCT 上影像可表现为包括网格影、蜂窝状影、磨玻璃影等 6 种类型的病变,但一般为以上 6 种不同类型病变的随机组合^[22, 23]。在过去的五年里,基于 DL 的图像分析技术的出现,使人们对肺纤维化疾病的病因和分类有了更深的理解^[20],目前,DL 技术已用于 HRCT 上间质性肺疾病影像学的检测、分割和分类;2018 年,Anthimopoulos 等^[24]设计并训练了最早的 CNN 模型之一,试验结果显示,其训练的模型对 ILD 的几种类型的病变模式和正常肺部组织的识别均表现出了相当不错的准确性。Kim 等^[25]研究发现,可通过增加 CNN 卷积层的数量来降低 ILD 部分容易混淆病灶之间的错误分辨率;而 Wang 等^[26]的研究则更进一步,他们采用一种新的多尺度旋转不变卷积神经网络(MRCNN)模型,用于在 HRCT 中对肺组织不同类型进行分类,研究发现,该方法可克服扫描过程中因患者无法配合憋气而产生的呼吸运动对肺体积的影响,同时,也验证了 Kim 等^[25]研究结果的可靠性;U-Net^[27]为目前最常用于间质纤维化模式的 CNN;Dwivedi 等^[28]将 AI 在医学成像中的应用分为三个阶段:①图像分类和量化,②诊断,③预后估计。近年来,AI 在 ILD 领域的应用得到了更广泛的尝试,Nishikiori 等^[29]开发了一种 DL 算法来检测胸部平片上的慢性纤维性 ILD。另一方面,目前已有许多关于 AI 在 CT 成像的诊断支持的研究发表^[30~34];如 Walsh 等^[30, 31]开发了一种叫 SOFIA 的 DL 算法,该算法使用胸部 HRCT 诊断普通型间质性肺炎 (usual interstitial pneumonia, UIP),用在胸部 HRCT 上对纤维化肺疾病进行分类,结果证明,该算法的准确性与影像学专家的准确性不分伯仲,是 DL 在 ILD 领域研究进步的一个里程碑;而另一项研究^[32]主要针对 IPF 的诊断,其准确率还要高于 SOFIA^[31]。Furukawa 等^[33]招募了 1068 例 ILD 患者,采用 DL 方法通过结合胸部 CT 图像和临床信息来诊断 IPF 均取得了较好的结果;另外,基于内容的图像检索是一种从大量图像中选择与给定图像相似的图像的技术,已被用于支持 ILD 的诊断^[34]。尽管不同类型 ILD 其背后包含不同病因,其临床及影像表现、治疗方法及预后也有很大的不同,但人类在 ILD 领域研究的不断尝试以及前期所取得的成效,为间质性疾病患者带去希望。现在,已有学者把目光投在早期识别不同亚型的 ILD 方面的研究中,相信不久的将来,ILD 的早期诊治率和远期预后均可得到明显提高。

2.2 AI 在 ILD 病理诊断中的应用 AI 工具正在

被创造用于包括间质性肺病模式和组织学特征在内的肺部病理学中。由于组织病理学图像受染色条件的影响,即使在相同的情况下,信息也因活检部位和组织大小而不同,因此对组织病理学图像使用 AI 诊断技术尚存在较大的困难。Shaish 等^[35]采用 CNN 算法对 UIP 的组织学进行预测,结果显示,该模型与临床呼吸专科医师预测的 UIP 及与组织病理学证实的 UIP 的结果比较吻合。Uegami 等^[36]开发了一种 DL 模型来从组织病理图像中诊断 UIP 模式,这是已知的第一个根据组织病理学图像预测 UIP 诊断的模型;结果证明该模型对 UIP 较高的诊断准确性;今后还需要更多类似的尝试来验证其方法并开发更优模型。基于组织基因表达模式的 AI 诊断技术也在努力开发中,美国已经开发出一种诊断 IPF 的技术^[37],该技术使用经支气管镜下肺活检的肺组织,对 ILD 患者的肺组织进行转录组分析,这项技术在美国以基因组分类器的名义在商业上使用,并被用作 IPF 的诊断支持;2022 年 IPF 的修订指南中描述了基因组分类器,但因为它的高度特异性但不够敏感,缺乏处理假阴性的既定反应,因此对于是否使用意见尚存在分歧^[38],也从侧面反映了该领域研究存在着巨大的潜力。

3 AI 在 ILD 进展与预后预测中的应用

越来越多的研究将 AI 用在 ILD 的进展及预后预测。Maldonado 等^[39]开发了一种新型软件工具来预测 ILD 受试者 3 年左右的存活率,其结果证明肺实质异常范围可作为 IPF 患者生存率的独立预测因素。而 Iwasawa 等^[40]采用计算机辅助技术量化肺纤维化面积,结果发现术前 CT 肺纤维化面积与肺癌患者无病生存率呈负相关;Uegami 等^[36]开发的 DL 模型发现 UIP 患者的 5 年生存率约为非 UIP 患者的一半,与既往类似研究结果一致;Xu 等^[41]开发了“MDA5 评分”模型,并证明了“MDA5 评分”模型可作为抗黑色素瘤分化相关基因 5 (MDA5) 阳性皮肌炎相关间质性肺疾病的预后评价指标,未来可用大样本前瞻性队列研究来进一步验证该模型的准确性。Zhang 等^[42]开发了一个 CNN 模型,用来分析尘肺患者胸片的病灶范围,研究结果显示其对尘肺分期的准确度接近百分之百,证明计算机辅助医学影像技术也可用于职业性肺疾病的筛查和诊断,这一研究结果开创了 AI 技术在医学领域应用的新方向。Aliboni 等^[43]开发了一种用来量化慢性过敏性肺炎 (chronic hypersensitivity pneumonitis, cHP) 的不同病灶的模型,该模型亦采用 CNN 算法分割病灶,结果显示:HRCT 的纤维化病灶范围与肺功能指标 (FVC% 预计值、FEV1% 预计值、一氧化碳弥散 (DL-CO)% 等) 呈显著负相关。已有学者^[44]使用 ML 获

得了进行性纤维化 ILD 的蛋白质组学特征,验证了 17 个与进行性纤维性肺病相关的生物标志物,其结果有助于临床医生根据表型预测 ILD 的进展;Jakob^[19] 开发了一个 DL 模型(CXR Lung-Risk),通过胸部 X 射线片预测肺部疾病死亡风险,在 3 个独立队列(共 15976 人)中进行测试发现,在调整年龄、吸烟和放射学发现等风险因素后,CXR LungRisk 与肺部疾病死亡率呈现出分级关联,从而可以有效从胸部 X 射线表现识别出有高死亡风险的人群,尽早制定个体化治疗策略,改善预后。最近,Oldham 等^[45] 通过收集 IPF 患者的血浆样本,生成高通量蛋白质组学数据,并运用 ML 识别和验证了与特发性肺纤维化 3 年无移植生存(transplant-free survival, TFS)相关的蛋白,包括潜在转化生长因子 β 结合蛋白 2、胶原 α-1(XIV) 链及角蛋白 19,迄今为止,已识别并验证了 140 个 TFS 蛋白生物标志物。这些结果进一步加深了我们对 IPF 病理生理的理解,部分揭示了 IPF 进展的潜在驱动因素。

4 当前挑战与未来展望

尽管 AI 技术在医学领域的应用中已经取得了一些令人兴奋的成就,但目前仍存在较大的挑战^[46]。从临床层面来看,由于 ILD 种类繁多,不同的亚型的自然病程、诊疗方法及预后差别巨大,使得 AI 模型的设计变得更加复杂,而且 AI 模型的训练效果和评估的准确性也会受医生的经验和主观判断的影响;另外,ILD 患者可能存在的其他共病也使 AI 模型评估难度大大增加,降低模型预测的准确度;由于现有的治疗方案仅能延缓 ILD 疾病进程,却无法逆转疾病最终结局,很多患者不得不走向肺移植,因此越来越多的学者已经把目光放在识别 ILD 的早期阶段—间质性肺异常^[47]。从技术层面来看,ILD 影像表现复杂,病灶类型多种多样,容易混淆,难以保证标注数据的质量,也增加了模型训练的难度;且目前 ILD 病例数据相对较少,会影响模型的泛化能力;AI 在评价 ILD 中的应用(尤其是早期诊断、评估疾病进展及预测预后)是目前研究的重点、热点,但也是难点^[48]。目前, AI 的精确度还不够高,无法完全依赖,但在未来的放射学辅助和培训能力方面已显示出巨大的潜力^[49, 50]。未来,可以通过跨领域医工合作克服这一问题,还可以利用 AI 进一步开发 IPF 和其他类型 ILD 的生物标志物^[51],不过目前尚在研究阶段。其可靠性和实用性需要大量的研究数据支持,且需要在临床实践中证明。另外, AI 技术在 ILD 个体化治疗策略方面的应用还鲜少研究和报道,这可能是未来 AI 在 ILD 领域的一个新的研究方向。

【参考文献】

- [1] Wijnenbeek M, Suzuki A, Maher TM. Interstitial lung diseases[J]. Lancet, 2022, 400(10354): 769-786.
- [2] Wijnenbeek M, Cottin V. Spectrum of fibrotic lung diseases[J]. N Engl J Med, 2020, 383(10): 958-968.
- [3] Handa T. The potential role of artificial intelligence in the clinical practice of interstitial lung disease[J]. Respir Investig, 2023, 61(6): 702-710.
- [4] 赵渝, 王得旭, 顾力栩. 人工智能技术在计算机辅助诊断领域的发展新趋势[J]. 中国科学: 生命科学, 2020, 50(11): 1321-1334.
- [5] Bozkurt S, Gimenez F, Burnside ES, et al. Using automatically extracted information from mammography reports for decision-support[J]. J Biomed Inform, 2016, 62: 224-231.
- [6] Lee SM, Seo JB, Yun J, et al. Deep learning applications in chest radiography and computed tomography: current state of the art[J]. J Thorac Imaging, 2019, 34(2): 75-85.
- [7] Zhang G, Luo L, Zhang L, et al. Research progress of respiratory disease and Idiopathic pulmonary fibrosis based on artificial intelligence[J]. Diagnostics (Basel), 2023, 13(3): 357.
- [8] Chol RY, Coyner AS, Kalpathy-Cramer J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. Transl Vis Sci Technol, 2020, 9(2): 14.
- [9] Deo RC. Machine learning in medicine[J]. Circulation, 2015, 132(20): 1920-1930.
- [10] Ambale-Venkatesh B, Yang X, Wu CO, et al. Cardiovascular event prediction by machine learning: the multi-ethnic study of atherosclerosis[J]. Circ Res, 2017, 121(9): 1092-1101.
- [11] Rahman SA, Maynard N, Trudgill N, et al. Prediction of long-term survival after gastrectomy using random survival forests[J]. Br J Surg, 2021, 108(11): 1341-1350.
- [12] Zhong BY, Yan ZP, Sun JH, et al. Random survival forests to predict disease control for hepatocellular carcinoma treated with transarterial chemoembolization combined with sorafenib[J]. Front Mol Biosci, 2021, 8: 618050.
- [13] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [14] Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, et al. Deep learning in medical image analysis[J]. Adv Exp Med Biol, 2020, 1213: 3-21.
- [15] Erickson BJ, Korfiatis P, Akkus Z, et al. Machine learning for medical imaging[J]. Radiographics, 2017, 37(2): 505-515.
- [16] Lu MT, Raghu VK, Mayrhofer T, et al. Deep learning using chest radiographs to identify high-risk smokers for lung cancer screening computed tomography: development and validation of a prediction model[J]. Ann Intern Med, 2020, 173(9): 704-713.
- [17] Raghu VK, Weiss J, Hoffman U, et al. Deep learning to estimate biological age from chest radiographs[J]. JACC Cardiovasc Imaging, 2021, 14(11): 2226-2236.
- [18] Lu MT, Ivanov A, Mayrhofer T, et al. Deep learning to assess long-term mortality from chest radiographs[J]. JAMA Netw Open, 2019, 2(7): e197416.
- [19] Weiss J, Raghu VK, Bontempi D, et al. Deep learning to estimate lung disease mortality from chest radiographs[J]. Nat Commun, 2023, 14(1): 2797.
- [20] Walsh S, Humphries SM, Wells AU, et al. Imaging research in fibrotic lung disease; applying deep learning to unsolved

- problems[J]. *Lancet Respir Med*, 2020,8(11) : 1144-1153.
- [21] Viswanathan VS, Toro P, Corredor G, et al. The state of the art for artificial intelligence in lung digital pathology[J]. *J Pathol*, 2022, 257(4) : 413-429.
- [22] Takahashi Y, Sarkar J, Yamada J, et al. Enhanced skeletal muscle glycogen repletion after endurance exercise is associated with higher plasma insulin and skeletal muscle hexokinase 2 protein levels in mice: comparison of level running and downhill running model[J]. *J Physiol Biochem*, 2021,77(3) : 469-480.
- [23] Li Y, Wang Q, Wang X, et al. Expert consensus on clinical application of FDG PET/CT in infection and inflammation[J]. *Ann Nucl Med*, 2020,34(5) : 369-376.
- [24] Anthimopoulos M, Christodoulidis S, Ebner L, et al. Lung pattern classification for interstitial lung diseases using a deep convolutional neural network[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016,35(5) : 1207-1216.
- [25] Kim GB, Jung KH, Lee Y, et al. Comparison of shallow and deep learning methods on classifying the regional pattern of diffuse lung disease[J]. *J Digit Imaging*, 2018,31(4) : 415-424.
- [26] Wang Q, Zheng Y, Yang G, et al. Multiscale rotation-invariant convolutional neural networks for lung texture classification[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2018,22(1) : 184-195.
- [27] Zunair H, Ben HA. Sharp U-Net: depthwise convolutional network for biomedical image segmentation[J]. *Comput Biol Med*, 2021, 136 : 104699.
- [28] Dwivedi K, Sharkey M, Condiliffe R, et al. Pulmonary hypertension in association with lung disease: quantitative CT and artificial intelligence to the rescue? state-of-the-art review[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2021,11(4) : 679.
- [29] Nishikiori H, Kuronuma K, Hirota K, et al. Deep-learning algorithm to detect fibrosing interstitial lung disease on chest radiographs[J]. *Eur Respir J*, 2023,61(2) : 2102269.
- [30] Walsh S, Mackintosh JA, Calandriello L, et al. Deep learning-based outcome prediction in progressive fibrotic lung disease using high-resolution computed tomography[J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 2022,206(7) : 883-891.
- [31] Walsh S, Calandriello L, Silva M, et al. Deep learning for classifying fibrotic lung disease on high-resolution computed tomography: a case-cohort study[J]. *Lancet Respir Med*, 2018,6(11) : 837-845.
- [32] Zheng Y, Yuan H, Li Y, et al. The quantitative carbohydrate ingestion ratio for extensive skeletal muscle uptake in 18F-FDG PET/computed tomography[J]. *Nucl Med Commun*, 2019, 40 (9) : 927-932.
- [33] Furukawa T, Oyama S, Yokota H, et al. A comprehensive machine learning tool to differentially diagnose idiopathic pulmonary fibrosis from other chronic interstitial lung diseases[J]. *Respirology*, 2022,27(9) : 739-746.
- [34] Choe J, Hwang HJ, Seo JB, et al. Content-based image retrieval by using deep learning for interstitial lung disease diagnosis with chest CT[J]. *Radiology*, 2022,302(1) : 187-197.
- [35] Shaish H, Ahed FS, Lederer D, et al. Deep learning of computed tomography virtual wedge resection for prediction of histologic usual interstitial pneumonitis[J]. *Ann Am Thorac Soc*, 2021,18 (1) : 51-59.
- [36] Uegami W, Bychkov A, Ozasa M, et al. Mixture of human expertise and deep learning-developing an explainable model for predicting pathological diagnosis and survival in patients with interstitial lung disease[J]. *Mod Pathol*, 2022,35(8) : 1083-1091.
- [37] Raghu G, Flaherty KR, Lederer DJ, et al. Use of a molecular classifier to identify usual interstitial pneumonia in conventional transbronchial lung biopsy samples: a prospective validation study[J]. *Lancet Respir Med*, 2019,7(6) : 487-496.
- [38] Raghu G, Remy-Jardin M, Richeldi L, et al. Idiopathic pulmonary fibrosis (an update) and progressive pulmonary fibrosis in adults: an official ATS/ERS/JRS/ALAT clinical practice guideline[J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 2022,205(9) : e18-e47.
- [39] Maldonado F, Moua T, Rajagopalan S, et al. Automated quantification of radiological patterns predicts survival in idiopathic pulmonary fibrosis[J]. *Eur Respir J*, 2014,43(1) : 204-212.
- [40] Iwasawa T, Oiudelak, Takemura T, et al. Computer-aided quantification of pulmonary fibrosis in patients with lung cancer: relationship to disease-free survival[J]. *Radiology*, 2019,292(2) : 489-498.
- [41] Xu W, Wu W, Zhang D, et al. A novel CT scoring method predicts the prognosis of interstitial lung disease associated with anti-MDA5 positive dermatomyositis[J]. *Sci Rep*, 2021,11(1) : 17070.
- [42] Zhang L, Rong R, Li Q, et al. A deep learning-based model for screening and staging pneumoconiosis[J]. *Sci Rep*, 2021, 11 (1) : 2201.
- [43] Aliboni L, Dias OM, Pennati F, et al. Quantitative CT analysis in chronic hypersensitivity pneumonitis: a convolutional neural network approach[J]. *Acad Radiol*, 2022,29 (Suppl 2) : S31-S40.
- [44] Bownan WS, Newton CA, Linderholm AL, et al. Proteomic biomarkers of progressive fibrosing interstitial lung disease: a multicentre cohort analysis[J]. *Lancet Respir Med*, 2022,10(6) : 593-602.
- [45] Oldham JM, Huang Y, Bose S, et al. Proteomic biomarkers of survival in idiopathic pulmonary fibrosis[J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 2024,209(9) : 1111-1120.
- [46] Soffer S, Morgenthau AS, Shimon O, et al. Artificial intelligence for interstitial lung disease analysis on chest computed tomography: a systematic review[J]. *Acad Radiol*, 2022,29 Suppl 2 : S226-S235.
- [47] Rosas IO, Dellaripa PF, Lederer DJ, et al. Interstitial lung disease: NHLBI workshop on the primary prevention of chronic lung diseases[J]. *Ann Am Thorac Soc*, 2014,11 Suppl 3 (Suppl 3) : S169-S177.
- [48] Castillo-Saldana D, Hague CJ, Coxson HO, et al. Using quantitative computed tomographic imaging to understand chronic obstructive pulmonary disease and fibrotic interstitial lung disease: state of the art and future directions[J]. *J Thorac Imaging*, 2020, 35(4) : 246-254.
- [49] Walsh S, Wells AU, Desal SR, et al. Multicentre evaluation of multidisciplinary team meeting agreement on diagnosis in diffuse parenchymal lung disease: a case-cohort study[J]. *Lancet Respir Med*, 2016,4(7) : 557-565.
- [50] Ma J, Song Y, Tian X, et al. Survey on deep learning for pulmonary medical imaging[J]. *Front Med*, 2020,14(4) : 450-469.
- [51] Gonem S, Janssens W, Das N, et al. Applications of artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine[J]. *Thorax*, 2020,75(8) : 695-701.

(收稿日期:2024-08-13;修回日期:2024-11-20)

(本文编辑:林 赞)