

人工智能在结缔组织病相关间质性肺疾病诊断及预后评估中的应用进展*

黄元淳¹ 矫鑫瑶¹ 黄萨¹ 国贺^{2**}

¹吉林大学第二医院, 吉林 长春 130041; ²吉林大学中日联谊医院, 吉林 长春 130033

[摘要] 结缔组织病相关间质性肺疾病 (CTD-ILD) 是老年结缔组织病常见且复杂的肺部病变, 其诊断和评估依赖多学科协作。随着人工智能 (AI) 技术在医学影像领域应用的迅速发展, 老年 CTD-ILD 的肺部影像分析、疾病的诊断、进展的预测和分级有了新的方法和工具。本文对 AI 在 CTD-ILD 领域的应用进展进行综述, 探讨其未来发展方向与挑战, 旨在为老年 CTD-ILD 早期诊断和精准预后评估提供参考。

[关键词] 结缔组织病相关间质性肺疾病; 人工智能; 诊断; 预后

doi: 10.3969/j.issn.1674-7593.2026.01.017

Artificial intelligence in connective tissue disease-associated interstitial lung diseases: emerging tools for diagnosis and prognostic assessment

Huang Yuanbo¹, Jiao Xinyao¹, Huang Sa¹, Guo He^{2**}

¹The Second Hospital of Jilin University, Changchun 130041, China; ²China-Japan Union Hospital, Jilin University, Changchun 130033, China

** Corresponding author: Guo He, email: guohe@jlu.edu.cn

[Abstract] Connective tissue disease-related interstitial lung disease (CTD-ILD) is a prevalent and intricate pulmonary condition in older individuals with connective tissue disorders. The diagnosis and evaluation of this condition depend on interdisciplinary. In recent years, the swift advancement of artificial intelligence technology (AI) in medical imaging has led to the emergence of novel methodologies and tools for analyzing lung pictures, diagnosing, and predicting and grading disease progression in older CTD-ILD patients. This paper comprehensively examines the advancements of AI in CTD-ILD, investigates future developmental trajectories and problems, and seeks to offer a reference for the early diagnosis and accurate prognostic evaluation of senior CTD-ILD patients.

[Key words] Connective tissue disease-related interstitial lung disease; Artificial intelligence; Diagnosis; Prognosis

间质性肺疾病 (Interstitial lung disease, ILD) 是结缔组织病 (Connective tissue disease, CTD) 的常见肺部并发症, 可见于多种 CTD, 如系统性硬化病 (Systemic sclerosis, SSc)、多发性肌炎/皮肌炎 (Polymyositis/Dermatomyositis, PM/DM)、类风湿关节炎 (Rheumatoid arthritis, RA)、干燥综合征和系统性红斑狼疮等^[1]。它可以是 CTD 的初始表现, 也可以出现在病程的其他阶段, 同时与较高的死亡率相关^[2]。结缔组织病相关间质性肺疾病 (Connective tissue disease-related interstitial lung disease, CTD-ILD) 患者多为老年人, 年龄增长和吸烟史是已知的患病风险因素^[3]。由于老年患者病程长, 疾病具有异质性, CTD-ILD 早期缺乏特异性症状体征, 诊断时间通常延长^[2]。若肺部发生不可逆的纤维化改变, 将会严重影响预后^[4]。CTD-ILD 的生存率显著低于 CTD, 随着年龄增加, 死亡风险显著增加, 住院风险及住院后不良结局风险升高,

对治疗的反应和耐受性可能降低^[5]。这强调了在 CTD 患者中筛查 ILD 的重要性, 以及在 ILD 患者中筛查 CTD 的必要性。因此, 及时早期地诊断及准确评估患者的病情严重程度、预测预后和疾病进展意义重大。尽管高分辨率 CT (High-resolution CT, HRCT) 在 CTD-ILD 的诊断及病情评估起着关键作用, 但是具有一定局限性。人工智能 (Artificial intelligence, AI) 技术的发展为 CTD-ILD 的诊断与评估提供了新的视角和方法。本文将综述 AI 技术在 CTD-ILD 影像学诊断中的应用研究进展, 以期对老年 CTD-ILD 的早期诊断和预后评估提供参考。

1 AI使CTD-ILD诊断精准化

1.1 影像特征自动化提取

AI可以快速测量肺部CT影像中的常用参数, 这些参数不仅有助于评估病变范围, 还可以用于疾病的临床分型以及严重程度的评估^[6]。基于机器

收稿日期: 2025-04-21 修回日期: 2025-07-01 录用日期: 2025-07-02

* 吉林省医疗卫生人才专项 (2024WSZX-B04)

** 通信作者: 国贺, 电子邮箱 guohe@jlu.edu.cn

学习的 CT 纹理分析可提高医生对肺纹理异常分类的一致性和准确性^[7]。

与传统的迭代重建技术相比, 利用深度卷积神经网络模型进行图像重建, 能够降低图像噪声并提高信噪比, 低剂量螺旋 CT 对磨玻璃影的观察呈现显著优势, 而且能够在降低辐射剂量的情况下保证图像质量, 这对 ILD 的早期诊断意义重大^[8]。手动标注 CT 图像中的 ILD 模式耗时久且难以获取大量标注数据, 半监督学习框架从 CT 图像中分割 ILD 模式, 可利用有限的标注数据和未标注数据提高分割性能, 同时引入最新自训练技术并结合选择性重训练策略, 该研究包含 8 种不同的 ILD 肺部模式, 结果显示, 基于 U-Net 的分割算法能精准勾画磨玻璃影、网格影等 ILD 特征, 减少主观偏差^[9]。深度学习软件 QZIP-ILD © (DL-QZIP) 计算了中位年龄为 66 岁的 80 例 CTD-ILD 患者肺部 HRCT 的磨玻璃样变、总纤维化病变和包括磨玻璃样变及总纤维化病变的总 ILD 扩展的定量分数, 并与视觉方法进行了比较。结果显示, DL-QZIP 在区分严重生理功能障碍的患者方面及量化 HRCT 上的 ILD 程度方面表现出优越的能力, 这显示出其在临床实践中, 特别是在没有 ILD 专家的情况下评估 CTD-ILD 程度的优势^[10]。放射组学模型通过分析抗 MDA5 阳性皮炎患者的 CT 影像, 实现了 ILD 亚型的鉴别^[11]。AI 算法可识别和评估平均年龄为 52.7 岁的 318 例 SSc 患者的 HRCT 影像中的 ILD 病变类型、位置和体积, 并分析其与临床表现和预后的相关性^[12]。随疾病进展, HRCT 影像中病变类型增多, 早期以磨玻璃影、网格影和小结节影为主, 晚期出现实变影和蜂窝肺, 同时磨玻璃影在合并肺动脉高压的 SSc-ILD 患者中缺失。这表明 AI 技术在高效分析患者影像学特征并关联临床指标和预后方面呈现出良好的泛化能力。

1.2 多模态数据融合

多模态数据融合通过整合影像、肺功能等数据提升诊断精度。一项研究纳入了平均年龄为 64 岁的 105 例 CTD-ILD 患者及 80 例健康对照组患者的胸部 HRCT 图像和肺功能测试结果, 使用基于深度学习的 RDNet 模型来计算肺部网状影、蜂窝状影和总间质异常的体积比例, 再使用 Pulmo-3D 软件通过密度阈值分割方法获得总间质异常比例和平均肺密度。通过评估 CT 定量分析参数与肺功能指标之间的相关性、性别-年龄-生理 (Gender-Age-Physiology, GAP) 分期系统的独立风险因素等发现: 总间质异常比例为 9.7%, 是区分 CTD-ILD 患者和健康对照组的最佳阈值; 蜂窝状影可以初步预测肺功能障碍, 并且是 GAP 分期的独立风险因素。这为评估患者疾病的严重程度提供了重要的临床指导^[13]。多参数 AI 系统先定量分析了平均年龄 58.6 岁的 128 例患者的 CT 影像, 从中提取出和肺部病变有关的定量参数, 包括肺部病变的

体积、密度、纹理特征等, 再结合肺功能检查结果以及 AI 定量分析参数, 对 CTD-ILD 的诊断准确性以及分级效果进行评估。结果显示, AI 定量分析在 CTD-ILD 中呈现出较高的诊断价值, 可更精确地识别病变特征, 这使得 CTD-ILD 的诊断和分级准确性有了提高 (灵敏度 92.3%)^[14]。两阶段混合模型, 即先运用卷积神经网络来提取图像特征, 再结合长短时记忆网络对提取的特征开展时间序列建模, 以此捕捉肺部纹理的时空特征。有研究将其用于 ILD 的分类, 以期提高 ILD 分类的准确性的同时减少对大量标注数据的依赖。结果表明, 该模型在 ILD 分类任务中表现良好 (准确率为 94%), 优于单一算法, 在处理小样本数据集时同样表现出色^[15]。

1.3 低成本辅助诊断

HRCT 等影像学方法存在涉及 X 射线暴露以及成本较高的情况, 在某些地区不适用于大规模筛查, 利用 AI 进行辅助诊断或可为早期筛查提供低成本方案。

借助深度学习技术对 CTD 患者的肺部听诊声音开展分类工作, 以此辅助诊断 CTD-ILD, 运用多种卷积神经网络进行二元分类 (ILD 阴性/阳性), 整体准确率达到 91%, 诊断准确率为 91% ~ 93%^[16]。可用于早期、安全、可靠且低成本 CTD-ILD 诊断, 为大规模筛查创造了可能性。

利用机器学习算法研究平均年龄为 63.4 岁的 25 例患者呼出气体中的挥发性有机化合物发现, 呼出气体中的羰基化合物与肺功能和纤维化性 ILD 的诊断以及评估其严重程度相关。这项研究提高了对肺纤维化病理生理学的理解, 并为临床诊断和疾病管理提供新的工具^[17]。

有研究表明, 血清标志物联合检测对特发性肺间质纤维化 (Idiopathic pulmonary fibrosis, IPF) 的早期诊断价值显著^[18]。当前研究虽已发现一些血清标志物与 CTD-ILD 的发病相关, 但单一标志物诊断效能有限, 同时部分标志物仍缺乏早期检测手段^[19]。通过机器学习方法分析平均年龄为 66 岁的 53 例患者的综合代谢面板和全血细胞计数, 可评估 IPF 与 CTD-ILD 的鉴别诊断以及预测疾病严重程度。该方法能够精确区分 IPF 和 CTD-ILD, 同时对于肺功能检查的严重程度分类亦有很好的效果^[20]。

2 AI 在 CTD-ILD 预后评估中的多维预测

2.1 AI 预测 CTD-ILD 进展及预后

AI 可以有效预测 CTD-ILD 患者的进展。放射组学可捕捉到 HRCT 图像上未被视觉分析识别出来的 SSc-ILD 特征, 这些特征可能指示该疾病的严重程度^[21]。这意味着它可能比传统的视觉分析更具优势, 也为放射组学在 CTD-ILD 中的适用性给出了初步证据。通过分析抗 MDA5 阳性皮炎患者的 CT 影像, 结合临床和放射组学构建预测模型,

评估其在预测快速进展性间质性肺病和死亡率方面的效能发现, 影像组学特征、乳酸脱氢酶水平以及感染快速进展性间质性肺病的独立预测因子, 可有效地预测抗 MDA5 阳性皮肌炎相关 ILD 的快速进展, 早期识别高风险患者并优化治疗决策^[11]。一种基于深度学习的方法, 通过弹性配准胸部 CT 扫描图像来评估 SSc-ILD 患者的肺部病变进展情况, 评估肺组织的收缩, 可有效辅助诊断 SSc-ILD 的形态以及功能恶化^[22]。

利用 AI 构建的模型在预测患者生存率方面表现良好。利用 CT 影像组学特征预测 SSc-ILD 的五年生存率, 发现其与肺纤维化调控因子基因通路的激活和表达存在较大关联^[23]。列线图模型在预测中国 CTD-ILD 患者的三年和五年死亡风险方面的表现都要优于 ILD-GAP 模型^[24]。有研究构建了这样的 AI 系统, 整合中位数为 63 岁的 449 例 ILD 患者的纵向数据, 对 ILD 的亚型以及预后情况展开诊断与预测。这个模型可以精确分出 5 种 ILD 亚型并预测三年生存率。表明 AI 模型可对疾病进展以及预后做出动态评估, 为临床管理提供关键支持, 有潜在的临床应用价值^[25]。运用计算机可辅助肺部信息学病理评估和评分, 通过分析患者的 HRCT 图像, 自动量化提取与肺纤维化相关的放射学特征, 运用机器学习算法构建预测模型, 可有效预测生存率, 同时研究发现肺气肿和纤维化的量化程度对患者的预后有着关键影响^[26]。这一系统有望为医生提供基于随访的个性化治疗和预后动态评估。

AI 还可能在治疗反应预测方面发挥作用。有研究利用放射组学筛选出对糖皮质激素敏感的 CTD-ILD 亚组 (灵敏度 85%), 发现基于放射组学特征构建的随机森林模型预测治疗反应的灵敏度为 0.897。这表明基于放射组学的预测模型能够可靠地识别对糖皮质激素敏感的 CTD-ILD 患者。同时短期高剂量糖皮质激素联合环磷酰胺的治疗方案显示出良好的疗效潜力。这为制定患者个体化治疗方案提供了依据^[27]。

2.2 AI 协助风险分层与分期优化

AI 技术的发展为患者的严重程度及风险评估提供了新的模式和方法。GAP 模型可根据常用的临床和肺生理变量预测 IPF 患者疾病不同阶段三年内的死亡风险^[28]。ILD-GAP 分期模型, 通过综合分析性别、年龄、肺功能参数以及 ILD 亚型等, 可预测包括 CTD-ILD 在内的多种慢性 ILD 亚型患者的生存率^[29]。深度学习-放射组学技术利用老年 CTD-ILD 患者的胸部 CT 图像构建诊断模型, 以预测 CTD-ILD 患者的 GAP 分期。该研究表明, 综合考虑年龄、性别和放射组学特征的模型在预测 GAP 分期方面与单纯影像组学或单纯深度学习模型相比具有更高更准确的性能, 且不需要进行肺功能测试。这在实际临床应用中更为方便, 能够

使临床医生快速评估患者的疾病风险和预后, 提高临床决策的效率^[30]。

列线图模型可用于多指标联合诊断或预测疾病发病或进展, 将复杂的回归方程转变为可视化的图形, 使预测模型的结果更具有可读性, 方便对患者进行评估。有研究在 GAP 分期模型的基础上构建了基于放射组学特征的预测模型, 并结合年龄、性别和影像组学评分建立了列线图模型, 发现胸部 CT 影像的放射组学特征能够有效反映 CTD-ILD 患者的肺部病理变化, 并为 GAP 分期提供有价值的预测信息, 实现了 CTD-ILD 的自动化分期 (准确率 91%), 为 CTD-ILD 患者的临床分期和管理提供了新的工具^[31]。

AI 技术在 CTD-ILD 诊疗中扮演着日益重要的角色, 其核心在于利用算法对多源数据进行深度分析与整合, 最终服务于精准诊断与预后评估。图 1 展示了 AI 在 CTD-ILD 诊断及预后评估中的应用流程。

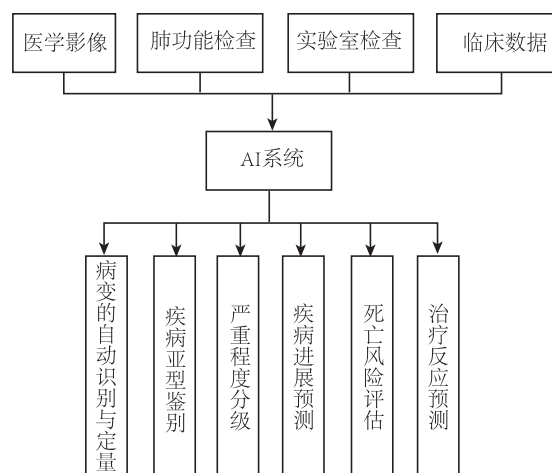


图 1 AI 在 CTD-ILD 诊断及预后评估中的应用流程
Fig. 1 Flow chart of AI in the diagnosis and prognosis assessment of CTD-ILD

3 未来方向与挑战

AI 能够通过对影像学、临床试验、检验指标等数据进行分析预测, 将复杂的数据可视化, 辅助临床医生对患者做出个性化的诊疗方案, 降低失误率并提高效率, 尤其是在 CTD-ILD 这类异质性大, 患者病情可迅速进展, 也可在稳定情况下急性加重的疾病^[27-28,31]。未来可以探索 AI 模型对新型生物标志物的整合能力。同时也可将基于 AI 的肺部听诊模型、呼出气体检测模型及实验室检测指标整合至便携设备, 助力社区老年 CTD-ILD 筛查, 减少患者往返医院的负担^[16]。同时可以开发并应用低辐射 AI 影像方案以适应老年患者频繁复查需求^[8]。

虽然 AI 在应用于 CTD-ILD 的治疗诊断过程中有很多优势, 但是 AI 模型涉及大量敏感的个人健

康信息和身份信息, AI 的必然要求是信息共享和互联互通, 而医疗数据的敏感性要求 AI 系统必须遵守严格的隐私保护策略。如何将信息脱敏和匿名化, 是一个重要的课题^[32-33]。数据安全和容灾备份也是一个重要挑战, 数据真实性也是数据安全的一部分。同时 AI 模型需要大量数据的训练, 数据的准确程度, 标准的统一化问题, 以及对于数据高质量的预处理都会影响 AI 模型的准确程度^[9,12]。数据的多样性与复杂性也给 AI 模型的训练带来了挑战, 需要纳入多中心、多族群的数据来提高模型的泛化能力^[14]。然而当前跨机构数据共享机制还不完善, 存在数据格式不统一、数据共享的法律和伦理障碍等问题。AI 决策过程的“黑箱”性质使得医生和患者难以理解其推荐的理由, 这可能影响医患之间的信任和患者对医疗方案的依从性。医患双方对于 AI 技术的接受度和信任度是推广使用的关键因素, 既需要教育培训, 也要给予适应和磨合的时间。

未来随着技术不断发展和临床应用不断推进, 研究应聚焦于多学科协作, 推动 AI 在 CTD-ILD 领域从辅助工具向决策伙伴转变。

参考文献

- [1] 中国医师协会风湿免疫科医师分会风湿病相关肺血管/间质病学组, 国家风湿病数据中心. 2018 中国结缔组织病相关间质性肺病诊断和治疗专家共识[J]. 中华内科杂志, 2018, 57(8): 558-565.
Rheumatic Disease-Related Pulmonary Vascular/Interstitial Disease Group of the Rheumatologists and Immunologists Branch of the Chinese Medical Doctors' Association, National Rheumatic Disease Data Center. 2018 Chinese expert-based consensus statement regarding the diagnosis and treatment of interstitial lung disease associated with connective tissue diseases[J]. *Chin J Int Med*, 2018, 57(8): 558-565.
- [2] Knarborg M, Løkke A, Hilberg O, et al. Direct and indirect costs of systemic sclerosis and associated interstitial lung disease: a nationwide population-based cohort study[J]. *Respirology*, 2022, 27(5): 341-349.
- [3] Koo S M, Kim S Y, Choi S M, et al. Korean guidelines for diagnosis and management of interstitial lung diseases: part 5. Connective tissue disease associated interstitial lung disease[J]. *Tuberc Respir Dis*, 2019, 82(4): 285.
- [4] 孟轲, 王道清. ILDV%NL%HRCT 评分在老年结缔组织相关性肺间质病变患者肺功能及病情严重程度评估中的价值[J]. 临床心身疾病杂志, 2023, 29(1): 7-12, 21.
Meng K, Wang D Q. The value of ILDV%, NL% and HRCT scores in the evaluation of lung function and disease severity in elderly patients with connective tissue disease associated interstitial lung disease[J]. *J Clin Psychosom Dis*, 2023, 29(1): 7-12, 21.
- [5] 杨刘敏, 马天罡, 吕雪娇, 等. 肿瘤标志物与结缔组织病相关间质性肺病的相关性[J]. 中国老年学杂志, 2022, 42(21): 5407-5411.
Yang L M, Ma T G, Lv X J. Correlation between tumor markers and connective tissue disease-associated interstitial lung disease[J]. *Chin J Gerontol*, 2022, 42(21): 5407-5411.
- [6] 刘力, 陈宏, 钟威, 等. 人工智能 CT 定量分析预测并评估 COVID-19 肺炎临床分型的研究[J]. CT 理论与应用研究, 2021, 30(6): 743-751.
Liu L, Chen H, Zhong W, et al. Study on predicting and evaluating clinical classification of COVID-19 pneumonia by artificial intelligence CT quantitative analysis[J]. *Comput Tomogr Theory Appl*, 2021, 30(6): 743-751.
- [7] Ohno Y, Aoyagi K, Takenaka D, et al. Machine learning for lung CT texture analysis; improvement of inter-observer agreement for radiological finding classification in patients with pulmonary diseases[J]. *Eur J Radiol*, 2021, 134: 109410.
- [8] 秦瑞遥, 王运, 宋伟, 等. 深度学习算法在超重肺间质性病变患者中的应用研究[J]. 中国医疗设备, 2022, 37(8): 93-98.
Qin R Y, Wang Y, Song W, et al. Application of deep learning algorithm in overweight patients with interstitial lung disease[J]. *China Med Devices*, 2022, 37(8): 93-98.
- [9] Cai G W, Liu Y B, Feng Q J, et al. Semi-supervised segmentation of interstitial lung disease patterns from CT images via self-training with selective re-training[J]. *Bi-engineering*, 2023, 10(7): 830.
- [10] Ito Y, Ichikawa Y, Murashima S, et al. Novel deep-learning analysis for connective tissue disease-related interstitial lung disease extent assessment on CT: a preliminary cross-sectional study[J]. *Rheumatology (Oxford)*, 2024; keae491 [pii].
- [11] Xu W, Wu W, Zheng Y, et al. A computed tomography radiomics-based prediction model on interstitial lung disease in anti-MDA5-positive dermatomyositis[J]. *Front Med (Lausanne)*, 2021, 8: 768052.
- [12] Le Gall A, Hoang-Thi T, Porcher R, et al. Prognostic value of automated assessment of interstitial lung disease on CT in systemic sclerosis[J]. *Rheumatology*, 2024, (1). doi: 10.1093/rheumatology/kead164.
- [13] Su N, Hou F, Zhu H, et al. Assessing the severity of connective tissue-related interstitial lung disease using computed tomography quantitative analysis parameters[J]. *J Comput Assist Tomogr*, 2025, 49(3): 448-455.
- [14] 储晨, 方宇, 孙艺, 等. 人工智能定量分析在 CTD-ILD 诊断和分级中的应用研究[J]. 医学影像学杂志, 2024, 34(8): 54-57.
Chu C, Fang Y, Sun Y, et al. Artificial intelligence quantitative evaluation in diagnosis and grading of CTD-ILD[J]. *J Med Imaging*, 2024, 34(8): 54-57.
- [15] Pawar S P, Talbar S N. Two-stage hybrid approach of deep learning networks for interstitial lung disease classi-

- fication[J]. *Biomed Res Int*, 2022,2022:7340902.
- [16] Dianat B, La Torraca P, Manfredi A, et al. Classification of pulmonary sounds through deep learning for the diagnosis of interstitial lung diseases secondary to connective tissue diseases [J]. *Comput Biol Med*, 2023, 160:106928.
- [17] Taylor M J, Chitwood C P, Xie Z, et al. Disease diagnosis and severity classification in pulmonary fibrosis using carbonyl volatile organic compounds in exhaled breath [J]. *Respir Med*, 2024,222:107534.
- [18] 张辉, 赵凤莲, 闫冰迪, 等. 血清标志物联合检测在特发性肺纤维化早期诊断中的价值[J]. *国际老年医学杂志*, 2020, 41(1):13-17.
Zhang H, Zhao F L, Yan B D, et al. Application of serum markers in early diagnosis of idiopathic pulmonary fibrosis[J]. *Int J Geriatr*, 2020, 41(1):13-17.
- [19] 陈萍, 武剑. 结缔组织病相关间质性肺病的生物标志物研究进展[J]. *中国医药科学*, 2024, 14(2):20-24.
Chen P, Wu J. Research progress on biomarkers of connective tissue disease-associated interstitial lung disease [J]. *China Med Pharm*, 2024, 14(2):20-24.
- [20] Mueller A N, Miller H A, Taylor M J, et al. Identification of idiopathic pulmonary fibrosis and prediction of disease severity via machine learning analysis of comprehensive metabolic panel and complete blood count data[J]. *Lung*, 2024, 202(2):139-150.
- [21] Martini K, Baessler B, Bogowicz M, et al. Applicability of radiomics in interstitial lung disease associated with systemic sclerosis: proof of concept [J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(4):1987-1998.
- [22] Chassagnon G, Vakalopoulou M, Régent A, et al. Elastic registration-driven deep learning for longitudinal assessment of systemic sclerosis interstitial lung disease at CT[J]. *Radiology*, 2021, 298(1):189-198.
- [23] Schniering J, Maciukiewicz M, Gabrys H S, et al. Computed tomography-based radiomics decodes prognostic and molecular differences in interstitial lung disease related to systemic sclerosis [J]. *Eur Respir J*, 2022, 59(5):2004503.
- [24] Sun D, Wang Y, Liu Q, et al. Prediction of long-term mortality by using machine learning models in Chinese patients with connective tissue disease-associated interstitial lung disease[J]. *Respir Res*, 2022, 23(1):4.
- [25] Mei X, Liu Z, Singh A, et al. Interstitial lung disease diagnosis and prognosis using an AI system integrating longitudinal data[J]. *Nat Commun*, 2023, 14(1):2272.
- [26] 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.
- [27] Feng D Y, Zhou Y Q, Xing Y F, et al. Selection of glucocorticoid-sensitive patients in interstitial lung disease secondary to connective tissue diseases population by radiomics [J]. *Ther Clin Risk Manag*, 2018, 14:1975-1986.
- [28] Ley B, Ryerson C J, Vittinghoff E, et al. A multidimensional index and staging system for idiopathic pulmonary fibrosis[J]. *Ann Intern Med*, 2012, 156(10):684-691.
- [29] Ryerson C J, Vittinghoff E, Ley B, et al. Predicting survival across chronic interstitial lung disease: the IILD-GAP model[J]. *Chest*, 2014, 145(4):723-728.
- [30] Long B, Li R, Wang R, et al. A computed tomography-based deep learning radiomics model for predicting the gender-age-physiology stage of patients with connective tissue disease-associated interstitial lung disease [J]. *Comput Biol Med*, 2025, 191:110128.
- [31] Jiang X, Su N, Quan S, et al. Computed tomography radiomics-based prediction model for gender-age-physiology staging of connective tissue disease-associated interstitial lung disease [J]. *Acad Radiol*, 2023, 30(11):2598-2605.
- [32] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6):84-90.
- [33] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Deep learning with convolutional neural network in radiology [J] *JPN J Radiol*, 2018, 36(4):257-272.