

## AI工具在 COPD 患者继发肺动脉高压早期预测的应用

张宁 新疆医科大学第六临床医学院呼吸与危重症医学科 新疆乌鲁木齐 830000

玛依拉·阿不都克力木▲ 新疆医科大学第六临床医学院呼吸与危重症医学科 新疆乌鲁木齐 830000

[摘要] 慢性阻塞性肺疾病（[chronic obstructive pulmonary disease](#), COPD）在进展过程中容易合并肺动脉高压（[pulmonary hypertension](#), PH），极大地增加患者出现右心衰竭甚至是死亡的风险，严重影响患者的预后情况。目前临床常用的检查方法尚不能达到对疾病精准预测的目的，临床上迫切需要更优质的新型工具。本文基于人工智能（[artificial intelligence](#), AI）技术在慢性阻塞性肺疾病继发肺动脉高压（[chronic obstructive pulmonary disease-pulmonary hypertension](#), COPD-PH）的早期预测应用方面展开论述，其中包括基于卷积神经网络（[convolutional neural network](#), CNN）的影像学特征的自动量化、多模态数据模型的融合构建，风险层级的划分与预后的理论研究支撑等内容。研究发现 AI 模型的预测准确率相较于传统方法更高，沙普利性解释（[shapley additive explanations](#), SHAP）也逐步融入模型构建之中。但大部分研究依然存在着缺少外部的前瞻性验证、数据异质性过于显著、多模态融合尚不完善等问题，使得该预测方法在临床实用性上大打折扣。未来的研究中需要继续开展前瞻性多中心验证、联邦学习方法研究、可解释性 AI 技术的开发等以推动 AI 工具在 COPD-PH 早期预测应用中的临床转化。

[关键词] 慢性阻塞性肺疾病；肺动脉高压；人工智能；早期预测；影像组学；深度学习

[中图分类号] R563.9

PH 是与患者预后密切相关的严重并发症之一<sup>[1]</sup>。早期 PH 临床症状较隐匿，早期诊断相对困难。右心导管检查作为该疾病诊断的金标准，因其有创的操作难以实现临床的广泛应用。超声心动图对 PH 的识别能力有限，容易受到肺气肿的干扰<sup>[2,3]</sup>。目前仍缺少既敏感又特异的早期诊断的生物标志物，探究早期发现 PH 的新方法对 COPD 的预后改善十分重要。利用高分辨率 CT 对血管相关参数进行定量分析，再结合 AI 处理技术，为 COPD-PH 早期诊断和风险分层予以影像学的数据支撑<sup>[4]</sup>。但是传统方法存在着明显的局限性，手工测量并采集的肺动脉相关参数有着较强的主观性、操作步骤繁琐复杂而且需要耗费大量资源。仅凭借孤立指标难以全面分析疾病病理机制存在的内在关联。传统基于单一指标的检测方法难以高效结合影像学特征、肺功能指数及临床信息等的多维度数据<sup>[5]</sup>。AI 具备将多模态数据融合的高效算力以及复杂模式的识别能力，可以为 PH 的早期识别带来新的可能。但现有的研究大多聚焦于 AI 在肺部的影像诊断或者 PH 影像学评估等单个环节上，通过深度融合 CT 影像参数和临床数据实现 COPD-PH 早期预测的前沿研究还比较少<sup>[6]</sup>。本文从 CT 影像特征的自动量化，多模态融合模型的构建以及临床决策支持三个方面出发，系统地阐述 AI 在 COPD-PH 早期预测方面的研究进展，同时分析当下存在的艰巨挑战，并展望 AI 工具早期预测模型未来的发展前景。

### 1. 技术背景

近年来，AI 应用于 COPD-PH 的早期预测正在从单一模态机器学习向多模态深度融合转变。模式的改变反映出早期预测不能从单一切入点进行。在早前的相关研究中大多采取逻辑回归、随机森林等算法，通过人工设计的研究框架，采集特征层面的数据，然后构建出风险预测模型<sup>[7]</sup>。但是单纯依赖人工设计数据分析难以完成对 COPD-PH 疾病病理机制分析，无法高效捕捉疾病与采集的靶点数据之间深层非线性关联。不过通过深度学习尤其是 CNN，可以自动采集高分辨 CT 中微小的影像信号变化，极大地提升数据的精准度<sup>[8]</sup>。目前，国内外相关研究重点放在多模态的深度学习，通过对胸部 CT、肺功能、电子病历信

通讯作者：玛依拉·阿不都克力木，电子邮件：1925531959@qq.com，基金项目：无，中图分类号：R563.9。

息和血流动力学等不同来源的数据，在特征级或决策级进行数据整合并构建生物标志物共同作用框架，从而实现对 COPD 患者合并无症状或者轻微症状的 PH 精准早期识别的目标。AI 在疾病预测的进展中，逐渐从单一模式演变为多层次的融合模式，为 COPD-PH 早期诊断提供数据支持，为疾病的早期预测模型注入新的活力<sup>[9]</sup>。

## 2. 基于影像学特征的自动量化与提取

影像学特征自动量化，属于 AI 辅助 COPD-PH 早期预测的基础性步骤。技术路径主要包括自动分割后重建以及关键参数提取两种。其一是运用基于 CNN 模型的自动分割，结合关键解剖结构测量算法，实现全肺血管树的精准分割，同时自动计算出肺小血管截面积百分比（percentage of cross-sectional area, %CSA）这类和 PH 相关的关键指标，进一步达到对肺血管的无创客观评估<sup>[10]</sup>。其二是运用端到端的深度学习模型，直接从 CT 图像中提取动脉直径、肺气肿指数等特征，提取出来的数据和金标准测量的数值有比较高的一致性。在临床验证时，国内的学者刁瑞<sup>[11]</sup>研究把 124 例慢性阻塞性肺疾病（COPD）患者纳入进来，运用基于 AI 的 CT 后处理软件对肺气肿指数（**emphysema index**, EI）进行定量分析，确定 EI 和肺功能指标存在明显的相关情况，为 AI 驱动的 CT 定量特征评估肺功能损害程度的临床应用提供了依据，同时也为后续将肺气肿参数融合 COPD-PH 多模态预测模型打下理论基础。不同计算机断层扫描设备所采集的数据存在异质性问题，应用领域自适应技术可以有效减少数据异质性，从而让算法在不同机构之间的适用性得以提升<sup>[12]</sup>。

## 3. 多模态数据的融合建模策略

多模态数据进行融合的关键之处在于打破单一数据源诊断的限制。将实验室指标和临床相关信息进行融合，以弥补单纯依靠 CT 影像在探索 COPD-PH 的病理生理机制方面的不足。依据融合的层级划分，现有的方法大致上可以分为特征级融合以及决策级融合两种类型。特征层级提取不同来源的子数据特征合并成为统一的向量，再将上述生成结果输入到模型之中。例如，Wang 等<sup>[13]</sup>基于 523 例 COPD 患者构建了类别型梯度提升（**categorical boosting**, CatBoost）机器学习模型，并引入 SHAP 方法识别出右心室直径、肺动脉直径及 PaCO<sub>2</sub>（动脉血二氧化碳分压）为关键预测因子，模型 AUC 达 0.848，证实了临床检验与影像特征多模态融合的可行性。在风险分层方面，Zhou 等<sup>[14]</sup>依托多中心 535 例右心导管确诊的 COPD-PH 患者，构建了融合超声心动图与实验室指标的无创列线图，内部验证 AUC 为 0.799，外部验证达 0.770。这样的结果证实了上述方法在特征级融合中模态对齐以及结构化融合方面是有效的。决策级融合是针对各个不同模态分别去建立模型，之后再整合预测的结果。杨帆<sup>[15]</sup>在方法学综述当中提到，决策级融合利用投票、加权平均或者堆叠集成（**stacking generalization**, Stacking）等策略整合各个模态独立模型并输出最终结果，在面对多中心真实世界数据缺失的情况下具有明显优势。从以上研究来看，特征级融合适用于数据质量比较高，缺失比较少的状况；决策级融合则更加适用于数据缺失比较多的场景里，在多中心多模态数据的情况中更具备鲁棒性。但是当众多多模态融合模型还处于方法学探索的阶段，缺少统一的评价基准以及标准化的流程，不同研究的模型性能不能够直接地开展横向对比。

## 4. 风险分层、预后评估与临床决策支持

构建 AI 模型对目标疾病的风险分层进行预测，所得的结果可以转化为具体的策略，随后验证该策略和疾病评估之间是否存在良好的关联，该关联可以直接应用于临床的决策中。无创生物标志物预测工具可以显著提高风险分层的准确性，Zhou 等<sup>[14]</sup>研究中采集处理多中心临床数据，并构建列线图模型，该模型的内部验证 AUC 值达到 0.799，证明其应用于判断 COPD 患者是否合并 PH 是可行的，这为该疾病的临床早期诊断提供了新的手段。基于 AI 技术的强大算力，可以将新型诊断指标如血浆氧化脂质以及传统诊断指标如炎症因子进行结合，构建新的多维度融合模型，从而进一步细化风险分层，提高早期诊断的准确性。在该方法的基础上不断排列组合，构建不同的生物诊断标志物模块

[16]。AI模型在疾病的远期预测预后评估中同样表现出不错的诊断效能。相关研究证实 COPD 合并 PH 的患者相较于单发 COPD 患者死亡风险明显升高

(HR=2.29) [17]。AI模型的更新需要长期随访数据的支持，动态评估监测者的相关风险指标，为检测疾病的临床管理提供决策[18]。现有研究大多数将重点放在采集影像学特征数据、创新生物标志物和收集临床病历数据等，整合上述数据并构建智能融合系统，利用该系统向临床医生提供原发疾病及合并疾病的风险预警和分层结果[19]。并且，目前部分研究将AI模型的重点放在特定靶向药物的疗效性研究中，尝试对不同机制的COPD-PH提供个性化的诊疗方案[20]。

从不同的研究方向出发，实现疾病的从诊到疗的目的。

表 1 基于多模态数据融合的代表性 COPD-PH 预测模型性能对比

第一作者 (年)	AI算法/模型	输入数据	预测目标	样本量	AUC (验证方式)
Zhao W. (2025)	MMF-PH (DAE)+BERT+ViT+自注意力融合	表格数据+文本数据+CXR图像	PH检测	回顾性 491 例；前瞻性 477 例；外部 36 例	0.965 (回顾性测试) / 0.939 (前瞻性测试) / 0.814 (外部验证)
Wang R. (2026)	CatBoost + SHAP 可解释性分析	临床+影像参数	COPD 合并 PH 风险	523 例 (训练集 423, 测试集 100)	0.934 (交叉验证) / 0.848 (独立测试)
Zhou D. (2024)	① Logistic 回归列线图；② Cox 回归列线图	① TRV、右心室直 P、PaO <sub>2</sub> 、白蛋白、血小板；② NT-proBNP、mPAP、患者 OS	① COPD 合并 PH；② COPD-PH	① 535 例 (训练集 397/验证 138)；② 459 例 (训练 334/验证 125)	0.770/0.799 (训练/外部验证)；0.875/0.832/0.854 (1/5/7年)

表注：AUC 为受试者工作特征曲线下面积；C-index 为一致性指数；PH 为肺动脉高压；COPD 为慢性阻塞性肺疾病；CXR 为胸部 X 线片；TRV 为三尖瓣反流速度；NT-proBNP 为 N 末端 B 型利钠肽前体；mPAP 为平均肺动脉压；PaO<sub>2</sub> 为动脉血氧分压；OS 为总生存期。

## 5.挑战与未来展望

COPD-PH 的早期预测发展正在从被动诊断模式向主动风险预警转变，其中 AI 模型是促进该转变的主力军。尽管基于影像特征的量化以及多模态模型构建在研究中已经表现出不错的发展前景，然而受限于临床应用和理论研究的较大差异，目前仍需要面对许多的挑战。首先，目前研究中的数据生态并不完善，不同实验室来源的数据缺乏统一性，这导致构建的早期预测模型不具备普适性，难以广泛应用。另一方面存在模型可解释性不足，深度学习本身具备“黑箱”属性，这会大大限制临床化进程。最后，临床应用方面的验证相对薄弱，缺少具有前瞻性以及多中心性的外部验证，实际应用可行性证据链尚不完整。未来研究中，需要从以下几个方向进一步突破，①构建标准化数据生态网络是首要待完成的目标，创造联邦学习网络可以有效采集跨机构数据，在保护受试者隐私的条件下更全面地丰富 AI 数据库。Zhou 等[21]研究 CT 肺血管的自动分割领域已经融入上述方法，进一步佐证其有效性。其次，开发可解释性 AI 并进行持续动态监测，例如史士恒等[22]收集 1862 例 Wilson 病患者的临床资料，提取所需信息并构建轻量级梯度提升机 (light gradient boosting machine, LightGBM) 预测模型，LightGBM 利用 SHAP 蜂群图，通过特征全局重要性排序结合单样本瀑布图，完整呈现了间接胆红素、IV 型胶原以及总胆汁酸等关键特征，多方位共同参与对脂肪肝的相关风险预测，使得模型的决策依据在个体层面能够被清楚地看到。进一步展示了 SHAP 蜂群图在复杂的临床预测模型中，从全局特征性筛选到个体风险溯源的全流程解释价值。然后，通过进一步结合因果推断及可解释 AI 技术，在此基础上，加入动态实时监测的可穿戴设备，在还原日常场景的监测下对目标检测标志物进行动态采集，实时监控风险并提供风险预警。③推进具有前瞻性的临床验证和转化方面的工作。回顾性数据因其获取过程中临床场景中设备、参数及人群的异质性问题，难以评估模型时间稳定性以及泛化能力。国内外已陆续启动前瞻性队列研究以弥补以上不足。例如，在我国福建地区正在开展的前瞻性观察性队列研究 (NCT07131241) 旨在通过整合多模态研究 PH 患者动态风险预测。国外方面，由美国天普大学发起的前瞻性

观察性研究（NCT07151768）正致力于验证慢性肺病相关 PH 患者的 PVD-B65 风险评分（该评分整合了肺纤维化影像特征、血流动力学、6 分钟步行距离及生物标志物等多维参数）对 1 年死亡率的预测价值。综上所述，AI 与临床医学、影像学、数据科学等多个学科进行深度的交叉融合，COPD-PH 早期预测将朝着智能化、精准化方向不断发展。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

## 参考文献

- [1] 张利, 张琪, 雷玉倩, 等. 慢性阻塞性肺疾病合并肺动脉高压: 表型分型、无创诊断与精准干预新进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(5): 2863-2870.
- [2] Yuan X, Guo X, Luo Y, et al. PHNet: A pulmonary hypertension detection network based on cine cardiac magnetic resonance images using a hybrid strategy of adaptive triplet and binary cross-entropy losses[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2025, 44(7): 2960-2972.
- [3] Kovacs G, Avian A, Bachmaier G, et al. Severe pulmonary hypertension in COPD: Impact on survival and diagnostic approach[J]. Chest, 2022, 162(1): 202-212.
- [4] Dwivedi K, Sharkey M, Delaney L, et al. Improving prognostication in pulmonary hypertension using AI-quantified fibrosis and radiologic severity scoring at baseline CT[J]. Radiology, 2024, 310(2): e2317181.
- [5] Remy-Jardin M, Ryerson CJ, Schiebler ML, et al. Imaging of pulmonary hypertension in adults: A position paper from the Fleischner Society[J]. Radiology, 2021, 298(3): 531-549.
- [6] Zhao W, Huang Z, Diao X, et al. Development and validation of multimodal deep learning algorithms for detecting pulmonary hypertension[J/OL]. npj Digit Med, 2025, 8(1): 198. [2026-07-04]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11982229/>. DOI: 10.1038/s41746-025-01593-3.
- [7] Yang Z, Xu Y, Wang J, et al. Application of artificial intelligence in medical risk prediction: Bibliometric analysis[J/OL]. Digit Health, 2025, 11: 20552076251380652. [2026-07-04]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12446810/>. DOI: 10.1177/20552076251380652.
- [8] Warner E, Lee J, Hsu W, et al. Multimodal machine learning in image-based and clinical biomedicine: Survey and prospects[J]. Int J Comput Vis, 2024, 132(9): 3753-3769.
- [9] Pozza M, Navarin N, Sakkalis V, et al. Artificial intelligence methods and digital intervention strategies for predicting and managing chronic obstructive pulmonary disease exacerbations: An umbrella review[J/OL]. Healthcare (Basel), 2025, 13(23): 3037. [2026-07-04]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12691994/>. DOI: 10.3390/healthcare13233037.
- [10] Wang HJ, Chen LW, Lee HY, et al. Automated 3D segmentation of the aorta and pulmonary artery on non-contrast-enhanced chest CT images in lung cancer patients[J/OL]. Diagnostics, 2022, 12(4): 967. [2026-07-04]. <https://www.mdpi.com/2075-4418/12/4/967>. DOI: 10.3390/diagnostics12040967.
- [11] 刁瑞. 慢性阻塞性肺疾病患者人工智能 CT 定量指标与肺功能的关联性分析[J]. 影像研究与医学应用, 2025, 9(3): 35-37.
- [12] Wu Y, Xia S, Liang Z, et al. Artificial intelligence in COPD CT images: Identification, staging, and quantitation[J]. Respir Res, 2024, 25(1): 319.
- [13] Wang R, Tan J, Li G, et al. Development and internal validation of a machine learning-based prediction model for pulmonary hypertension in COPD[J/OL]. Front Med (Lausanne), 2026, 13: 1752113. [2026-07-04]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12956692/>. DOI: 10.3389/fmed.2026.1752113.

- [14] Zhou D, Liu C, Wang L, et al. Prediction of clinical risk assessment and survival in chronic obstructive pulmonary disease with pulmonary hypertension[J]. *Clin Transl Med*, 2024, 14(6): e1702.
- [15] 杨帆. 多模态医学数据融合技术及应用[J]. *山东大学学报(医学版)*, 2025, 63(8): 17-40.
- [16] Wang L, Li F, Hu S, et al. Decreased plasma docosahexaenoic acid concentration in COPD patients with pulmonary hypertension[J]. *Clin Chim Acta*, 2024, 563: 119899.
- [17] Awoyemi ZA, Jinadu FO, Fasan-Odunsi AO, et al. Evaluation of radiographic pulmonary artery diameter and echocardiographic pulmonary artery pressure in COPD patients[J]. *Lung India*, 2025, 42(4): 352-358.
- [18] 万祉君, 柴燕玲, 刘夏红. 人工智能在肺动脉高压中的应用及研究进展[J]. *临床肺科杂志*, 2026, 31(7): 1086-1090.
- [19] Wang M, Li L, Feng M, et al. Advances in artificial intelligence applications for the management of chronic obstructive pulmonary disease[J/OL]. *Front Med (Lausanne)*, 2025, 12: 1685254. [2026-07-04]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12558732/>. DOI: 10.3389/fmed.2025.1685254.
- [20] Mutgan AC, Radic N, Valzano F, et al. A comprehensive map of proteoglycan expression and deposition in the pulmonary arterial wall in pulmonary hypertension[J]. *Am J Physiol Lung Cell Mol Physiol*, 2024, 327(2): L173-L188.
- [21] Zhou Q, Zhao R, Hu Y, et al. Hierarchical hybrid networks for automatic pulmonary blood vessel segmentation in computed tomography images[J]. *IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform*, 2024, 21(4): 778-788.
- [22] 史士恒, 花代平, 项尚, 等. 基于机器学习的 Wilson 病脂肪肝预测模型的开发与验证[J]. *南方医科大学学报*, 2026, 46(1): 1-15.