·综　述·

人工智能在肺栓塞早期诊断与危险分层中的应用研究进展

胡国添，张哲昊，王小蓉

【摘要】 人工智能（AI）技术在肺栓塞（PE）诊疗领域取得显著进展，通过深度学习算法显著提高了 CT 肺动脉造影（CTPA）的检测灵敏度，缩短了报告周转时间，优化了临床决策流程。本文系统综述了 AI 在 PE 检测与危险分层中的最新应用进展，包括基于计算机视觉的自动检测算法、多模态数据融合的预后预测模型、以及临床决策支持系统的构建；在危险分层方面，机器学习模型通过整合临床指标、影像组学特征和生物标志物，显著提升了病死率预测的准确性。AI 技术正在推动 PE 诊疗范式的根本性转变，从一个被动的诊断工具，演进为一个驱动精准医疗、集成早期预警、动态分层和个性化治疗决策的智能核心。

【关键词】 人工智能；肺栓塞；诊断

DOI:10.3969/j.issn.1671-0800.2026.06.026

【中图分类号】 R563.5 【文献标志码】 C 【文章编号】 1671-0800(2026)06-0689-04

肺栓塞（pulmonary embolism，PE）是心血管疾病死亡的第三大原因 [1]，其临床表现多变且非特异性，准确诊断和及时干预面临巨大挑战[2-4]。计算机断层扫描 CT 肺动脉造影（computed tomography pulmonary angiography，CTPA）作为 PE 诊断“金标准”，仍存在漏诊率，且结果的延迟常导致治疗延误[5]。传统危险分层工具评分主要依赖临床参数，难以全面反映患者复杂的病理生理状态[6-7]。影像学评估尤其是右心室功能不全的判读存在显著观察者间变异，而生物标志物特异性有限，临床需要更客观、精准的风险评估方法。与此同时，医疗系统面临提高效率与降低成本的双重压力，需要优化 CTPA 使用率，减少不必要的辐射暴露和医疗资源浪费[8]。

人工智能（artificial intelligence，AI）技术的快速发展为上述挑战提供了创新解决方案 [9]。深度学习算法在医学影像分析领域展现出超越人类专家的性能[10]。更值得注意的是，AI 应用已从单纯的检测工具演变为整合多源数据的决策支持系统，能够实现从早期预警到预后预测的全流程管理 [11-12]。本文拟系统分析 AI 在 PE 诊疗价值链各环节的最新进展，评估其临床转化效果，现报道如下。

1　AI 在 PE 检测中的技术突破与临床验证

1.1　基于深度学习的自动检测算法　深度学习技术，尤其是卷积神经网络已在 PE 自动检测领域形成三条清晰的技术路线，各有侧重且优劣互补。其一为检测模型[13]，此类模型通常仅提供栓塞的边界框，缺乏精确的形态学信息，限制了其在定量分析中的应用。其二为分割模型，通常基于 U-Net 架构，能实现像素级血栓轮廓勾勒[14]。可直接计算血栓负荷等定量指标，对危险分层与疗效评估至关重要。但其劣势在于计算成本高昂、推理速度较慢，且模型性能对标注数据的质量极为敏感。其三为新兴的多任务与视觉-语言模型，旨在实现全面的影像解读。此类模型能够同步识别多种直接与间接征象，并可生成结构化报告，显著提升了输出的临床实用性和可读性[15]；然而，其架构复杂、训练数据需求浩大，目前的泛化能力与鲁棒性尚需更广泛的外部验证。此外，为应对标注数据稀缺的挑战，半监督与弱监督学习被广泛采用作为跨类别的训练策略，但其性能上限通常仍低于全监督模型[16-18]。

综上，检测模型利于快速筛查，分割模型精于定量分析，而多任务模型则代表了向集成化诊断助手演进的方向。

1.2　临床效能的多中心验证　AI 系统的诊断效能已在不同等级的研究中得到验证，其证据强度与临

基金项目：浙江省医药卫生科技计划项目（2024KY1494）、2025KY1331）

作者单位：315010 宁波，宁波大学附属第一医院

通信作者：王小蓉，Email：huhuguotian22@gmail.com

床意义各有侧重。Rothenberg 等[19]证实 AI 分诊系统能将放射科医师的 PE 检测灵敏度从 83%提升至 91%，特异性保持 89%不变，同时将平均报告周转时间从 5.2 h 缩短至 2.8 h[19]。特别值得注意的是，AI 实施后偶发性肺栓塞（iPE）的检出率增加，且癌症相关 iPE 患者的治疗启动时间大幅度缩短[6]。解剖学分布分析揭示了 AI 辅助的价值分布：传统漏诊病例中，72%位于亚段肺动脉，14%伴有不典型影像表现[20]。AI 算法特别擅长识别这些“易漏诊”模式，通过多平面重建和最大密度投影的智能融合，将亚段 PE 的检出率提高 2.3 倍[13]。在 workflow 整合方面，最成功的案例是将 AI 系统无缝嵌入 PACS 工作流，作为一级分诊工具自动标记疑似阳性病例，使放射科医师优先阅读这些检查，显著缩短了危急 PE 的诊断延迟[6]。

目前，绝大多数证据仍集中于提升诊断效率与准确性这一目标。但能够证明 AI 直接改善患者长期生存率、生活质量或成本效益的终点研究仍然匮乏。

1.3　技术局限性与解决方案　AI 检测系统仍面临若干技术挑战。（1）“小样本学习”问题。特别是罕见类型如骑跨血栓和慢性 PE 的识别。一项纳入 9 000 例 CTPA 的 Meta 分析显示，尽管它们在内部数据集上对急性 PE 表现优异，但在跨中心数据上对慢性 PE 的识别曲线下面积（*AUC*）显著降至 0.71，凸显了泛化不足的风险[21]。解决方案包括采用生成对抗网络进行数据增强，以及开发专门针对慢性 PE 特征的专用模块。（2）对比剂增强不足导致的假阳性。最新开发了基于深度学习的肺动脉强化测量算法，通过实时监测主肺动脉的 HU 值，在扫描过程中预测最终图像质量，灵敏度达 92%，使重复扫描率降低 40%[22]。（3）多中心数据异质性影响模型泛化能力。采用联邦学习框架的解决方案在保持各中心数据隐私前提下，将外部验证准确率提升至与中心内测试相当的水平[8]。

AI 模型的挑战已从提升单一诊断指标，转向解决数据偏见、现实鲁棒性与决策透明度这一系统性问题。其未来发展必须从“实验室原型”演进为覆盖数据、质控与交互的完整技术生态，方能成为临床信赖的可靠伙伴。

2　AI 驱动的危险分层体系创新

2.1　传统分层工具的局限性　现行欧洲心脏病学会（european society of cardiology，ESC）分层指南主要依赖临床参数、影像学右心功能评估和生物标志物，存在以下不足：（1）主观参数如“精神状态改变”的评估一致性差[23]。（2）对中危患者的细分能力不足，该群体实际 30 d 死亡率差异可达 5 倍，但 ESC 模型仅将其归为单一类别[24]。（3）动态风险评估能力缺失，无法根据治疗反应调整风险等级。放射组学分析揭示了传统评估的盲区。一项基于 CTPA 的影像组学研究发现，即使在被归类为低危的患者中，特定血管阻塞模式与不良预后显著相关[25]。此外，肺动脉血栓负荷评分与右心室应变参数的结合，可识别出 ESC 中危组内实际高危的亚群。

2.2　机器学习预后模型的构建　机器学习算法通过整合多维度数据显著提升了预后预测精度[26-27]。伯明翰静脉血栓栓塞登记处开发的 XGBoost 模型，融合了 45 个临床变量和 12 个 CTPA 影像特征，对 30、90 及 365 d 病死率的预测 *AUC* 显著优于肺栓塞严重程度指数（pulmonary embolism severity index，PESI）评分[7]。其中最具预测力的特征包括肺动脉阻塞指数、右心室/左心室直径比、肌钙蛋白动态变化率及 D-二聚体峰值水平。针对中危患者的精细分层取得重要突破[28]。

2.3　动态风险监测系统　AI 技术使实时风险调整成为可能。基于物联网的可穿戴设备持续监测心率变异性、血氧饱和度和右心室应变指数，通过长短期记忆网络处理时序数据，可提前 6 ～ 12 h 预测临床恶化，在验证队列中灵敏度达 88%[29]。一项纳入 195 909 例高危 PE 的研究证实，AI 动态评分系统比静态评分更能准确反映治疗反应，调整抗凝方案组死亡率降低 38%[30]。PE 反应团队的 AI 决策支持系统整合了电子病历数据、实时生命体征和影像学自动分析结果，可在 15 min 内生成包含出血风险预测的个性化治疗建议[31]。该系统特别优化了溶栓决策，通过平衡早期死亡率获益与颅内出血风险，使符合溶栓指征患者的治疗率从 42%提升至 68%，而大出血发生率保持稳定[32]。

3　临床决策支持系统的应用场景与价值

3.1　急诊科智能分诊　急诊环境下，AI 模型能够在患者入院初期识别高危 PE 患者。Ben 等[11]开发了入院风险预测模型，该模型特别适用于 D-二聚体检

测受限的场景，如妊娠期疑似 PE 患者，可减少不必要的 CTPA 检查。多模态分诊系统将临床决策规则与 AI 影像分析相结合，优化了 CTPA 使用率[33]。在实施 AI 分诊的医疗中心，CTPA 阳性率从 9.3%提升至 14.7%，而检查总量减少 11%，相当于每年避免约 150 例不必要的辐射暴露 [8]。该系统采用强化学习算法持续优化分诊阈值，根据实时资源可用性动态调整检查优先级，使疑似 PE 患者的平均等待时间缩短 40%[15]。

3.2　肿瘤相关 PE 的精准管理　癌症患者是易患 PE 的高危人群，AI 算法凭借分析肿瘤类型、化疗方案和分子特征，可对静脉血栓栓塞症（venous thromboembolism，VTE）风险做出预测，针对癌症相关 iPE 的 AI 管理系统明显改进了诊疗流程，报告周转时长从 18.7 h 缩短成 9.3 h，报告完成到实施抗凝的时间中位数从 28 h 减少至 15 h。肿瘤-PE 相互交互分析揭示了新预后标志，深度学习模型找出，PE 的解剖分布跟肿瘤进展速度存在相关性，AI 系统可针对个体推荐抗凝疗程，对胰腺癌合并近端 PE 的患者，建议延长治疗阶段，促使 VTE 复发的概率降低。

3.3　治疗响应监测与复发预测　AI 辅助的抗凝疗效评估系统通过自动分割血栓并计算其体积变化，能够量化随访 CTPA 中细微的血栓溶解或进展。进一步地，通过分析治疗前后 CTPA 的放射组学特征变化，AI 可较传统目视评估更早、更客观地发现治疗失败[34]。一项针对直接口服抗凝药的响应预测研究显示，基于治疗 2 周后 CTPA 的放射组学特征变化（包括血栓的纹理、形状、密度分布等定量指标），XGBoost 模型可预测 6 个月时的完全再通状态，指导早期换药决策[25]。复发风险预测结合了遗传风险和获得性因素。自然语言处理算法从出院摘要中自动提取关键信息，结合基因组数据，生成 5 年复发风险评分，在外部验证集中的 *C-statistic* 为 0.79[35]。针对高风险个体，AI 系统推荐延长监测策略，包括每 3 个月的 D-二聚体跟踪和症状引导的 CTPA 复查。

4　实施挑战与未来方向

4.1　临床转化难点与挑战　AI 在 PE 诊疗中的临床转化面临多重系统性瓶颈。在技术层面，模型普遍存在“黑箱”决策问题，导致临床信任缺失，且其性能在训练数据之外的罕见类型及不同医疗机构间表现不稳定，泛化能力不足[21]。在临床整合层面，AI 系统与现有医院信息系统的接口兼容性差，常导致工作流中断与效率损失，同时，明确的人机协同准则与责任归属机制的缺失，使得 78%的医师对 AI 误判的责任问题心存顾虑 [20]。在监管与支付层面，数据隐私法规限制了模型进化所需的多中心数据共享，而医保报销机制的滞后则使技术部署难以实现可持续性。最终，在价值验证层面，当前证据多集中于诊断准确性等替代终点，而能证明其能改善患者死亡率、生活质量及优化卫生资源利用的高级别硬终点证据依然匮乏，这直接阻碍了其在临床指南中的推荐与大规模推广。

4.2　技术发展方向　首先呈现的是多模态融合方向，就像将 CTPA 与蛋白质组学相结合的“数字孪生”模型，可实现对血栓进展和右心功能变化的动态模拟，在试点研究里让治疗决策的准确水平得以提高[36]。然后是实施边缘计算部署，轻量化模型让智能手机级设备有能力进行实时 PE 风险评估，在急救车转运路上便启动风险分层，生成式 AI 的引入开拓了新的可能性，大型语言模型如 GPT-4 已经有解读结构化报告的本事，给不同层级的医护工作人员生成有个性的诊疗摘要，并且在医生查询时供给循证参考文档，更领先的探索是进行合成数据生成，借助扩散模型制作罕见 PE 亚型的逼真 CTPA 影像，攻克了训练数据稀缺的难关，促使相关亚型的识别率上升[37]。

5　结论

AI 技术正全面变革 PE 的诊疗样式，从仅仅是影像检测工具发展为覆盖早期预警、精准诊断、危险分层以及治疗决策的全流程方案，临床实例证明，AI 系统可使 PE 的检出率提高，同时把治疗启动时间缩短，且借助整合多组学数据来提升预后预测的精准度，尤其是在癌症相关 PE 以及中危患者细分这类复杂情形中，AI 辅助呈现出超越传统方法的决策意义。

利益冲突　所有作者声明无利益冲突

参　考　文　献

[1] Nasser M F, Jabri A, Limaye S, et al. Echocardiographic evaluation of pulmonary embolism: A review[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2023, 36(9): 906-912.

[2] 宋建霞,杨越,陈蓉,等.急性肺栓塞患者预后评估研究进展[J].分子影像学杂志,2025,48(7):905-910.

[3] 孔雨.急性肺栓塞疑似急性心肌梗死 1 例的心电图鉴别诊断[J].

医学理论与实践,2025,38(13):2339-2340,2338.
[4] 韦雅芹,李欢,夏世金.肺栓塞的危险分层和诊断新进展[J].老年医学与保健,2025,31(3):894-898.
[5] Condrea F, Rapaka S, Itu L, et al. Anatomically aware dual-hop learning for pulmonary embolism detection in CT pulmonary angi ograms[J]. Comput Biol Med, 2024, 174: 108464.
[6] Wiklund P, Medson K. Use of a deep learning algorithm for detection and triage of cancer-associated incidental pulmonary embolism[J]. Radiol Artif Intell, 2023, 5(6): e220286.
[7] El-Bouri W K, Sanders A, Lip G Y H. Predicting acute and long-term mortality in a cohort of pulmonary embolism patients using machine learning[J]. Eur J Intern Med, 2023, 118: 42-48.
[8] Anderson J S, Beck A, Baird J, et al. RECi-PE (REducing CT in Pulmonary Embolism Diagnosis): An emergency department quality intervention[J]. BMJ Qual Saf, 2025, 34(11): 758-767.
[9] 赵泰宇,王颖,陈绍霞,等.人工智能在肺栓塞领域应用的研究进展[J].实用心脑肺血管病杂志,2025,33(6):124-129.
[10] Pan I. Deep learning for pulmonary embolism detection: Tackling the RSNA 2020 AI challenge[J]. Radiol Artif Intell, 2021, 3(5): e210068.
[11] Ben Yehuda O, Itelman E, Vaisman A, et al. Early detection of pulmonary embolism in a general patient population immediately upon hospital admission using machine learning to identify new, unidentified risk factors: Model development study[J]. J Med Internet Res, 2024, 26: e48595.
[12] Sadegh-Zadeh S A, Sakha H, Movahedi S, et al. Advancing prognostic precision in pulmonary embolism: A clinical and laboratory-based artificial intelligence approach for enhanced early mortality risk stratification[J]. Comput Biol Med, 2023, 167: 107696.
[13] Wu H D, Xu Q F, He X L, et al. SPE-YOLO: A deep learning model focusing on small pulmonary embolism detection[J]. Comput Biol Med, 2025, 184: 109402.
[14] Pu J T, Gezer N S, Ren S S, et al. Automated detection and segmentation of pulmonary embolisms on computed tomography pulmonary angiography (CTPA) using deep learning but without manual outlining[J]. Med Image Anal, 2023, 89: 102882.
[15] Zhong Z S, Wang Y L, Wu J, et al. Vision-language model for report generation and outcome prediction in CT pulmonary angiogram[J]. NPJ Digit Med, 2025, 8: 432.
[16] Song J, Hwang E J, Yoon S H, et al. Emerging trends and innovations in radiologic diagnosis of thoracic diseases[J]. Invest Radiol, 2026, 61(3): 167-174.
[17] 张会阳,李翔,杨欣,等.基于 CT 肺血管成像肺栓塞人工智能检测效能的临床研究[J].放射学实践,2024,39(9):1166-1171.
[18] 张昕旸.人工智能与深度学习在肺栓塞 CT 成像中的研究进展[J].临床放射学杂志,2022,41(9):1796-1798.
[19] Rothenberg S A, Savage C H, Abou Elkassem A, et al. Prospective evaluation of AI triage of pulmonary emboli on CT pulmonary angiograms[J]. Radiology, 2023, 309: e230702.
[20] Graeve V I J, Laures S, Spirig A, et al. Implementation of an AI algorithm in clinical practice to reduce missed incidental pulmonary embolisms on chest CT and its impact on short-term survival[J]. Invest Radiol, 2025, 60(4): 260-266.
[21] Lanza E, Ammirabile A, Francone M. Meta-analysis of AI-based-pulmonary embolism detection: How reliable are deep learning models?[J]. Comput Biol Med, 2025, 193: 110402.
[22] Hahn L D, Hall K, Alebdi T, et al. Automated deep learning analysis for quality improvement of CT pulmonary angiography[J]. Radiol Artif Intell, 2022, 4(2): e210162.
[23] Jiménez D, Dubois-Silva A, Demelo-Rodrguez P, et al. Acute pulmonary embolism: A multimarker calculator to predict short-term outcomes[J]. Eur Heart J, 2025, 46(45): 4921-4929.
[24] Yu S L, Zhou H L, Li Y, et al. PERFORM: Pulmonary embolism risk score for mortality in computed tomographic pulmonary angiography-confirmed patients[J]. EClinicalMedicine, 2021, 36: 100897.
[25] Shahzadi I, Zwanenburg A, Frohwein L J, et al. Short-term mortality prediction in acute pulmonary embolism: Radiomics values of skeletal muscle and intramuscular adipose tissue[J]. J Cachexia Sarcopenia Muscle, 2024, 15(4): 1430-1440.
[26] 肖庆庆.基于机器学习用于肺动脉造影评价肺栓塞远期心功能损伤的预测[D].桂林:桂林医学院,2024.
[27] 王雪娟. 面向机器学习的肺癌合并肺栓塞分类算法研究[D].2022.
[28] Han B Q, Li C B, Li H X, et al. Discovery of plasma biomarkers with data-independent acquisition mass spectrometry and antibody microarray for diagnosis and risk stratification of pulmonary embolism[J]. J Thromb Haemost, 2021, 19(7): 1738-1751.
[29] Xi L F, Kang H, Deng M, et al. A machine learning model for diagnosing acute pulmonary embolism and comparison with Wells score, revised Geneva score, and Years algorithm[J]. Chin Med J, 2024, 137(6): 676-682.
[30] Stein P D, Matta F, Hughes M J. Hospitalizations for high-risk pul monary embolism[J]. Am J Med, 2021, 134(5): 621-625.
[31] Porres-Aguilar M, Rosovsky R P, Rivera-Lebron B N, et al. Pulmonary embolism response teams: Changing the paradigm in the care for acute pulmonary embolism[J]. J Thromb Haemost, 2022, 20(11): 2457-2464.
[32] Kanjee Z, Freed J A, Carroll B J, et al. How would you treat this patient with pulmonary embolism: Grand rounds discussion from beth Israel deaconess medical center[J]. Ann Intern Med, 2022, 175 (8): 1161-1169.
[33] Wrenn J O, Kabrhel C. Emergency department diagnosis and management of acute pulmonary embolism[J]. Br J Haematol, 2024, 205(5): 1714-1716.
[34] 李华涛.基于 CTPA 的肺栓塞计算机辅助诊断研究[D].温州:温州大学,2023.
[35] Smole T, Zunkovic B, Piculin M, et al. A machine learning-based risk stratification model for ventricular tachycardia and heart failure in hypertrophic cardiomyopathy[J]. Comput Biol Med, 2021, 135: 104648.
[36] Flobak A, Skanland S S, Hovig E, et al. Functional precision cancer medicine: Drug sensitivity screening enabled by cell culture models [J]. Trends Pharmacol Sci, 2022, 43(11): 973-985.
[37] Islam N U, Zhou Z W, Gehlot S, et al. Seeking an optimal approach for computer-aided diagnosis of pulmonary embolism[J]. Med Image Anal, 2024, 91: 102988.

收稿日期:2025-09-23
(本文编辑:钟美春)