·综　　述·

人工智能在肺动脉 CT 血管成像全流程中的研究进展

刘近妹　王芷玥　范亚明*

（蚌埠市第三人民医院医学影像科，蚌埠 233000）

【摘要】 肺动脉栓塞（pulmonary embolism, PE）是一种发病率、病死率均较高的急性肺部疾病，早发现、早治疗至关重要。尽管肺动脉CT血管成像（computed tomography pulmonary angiography, CTPA）是诊断PE的“金标准”，具有快捷、无创、灵敏度高的优势，但在临床实践中仍面临图像质量不稳定、微小栓子漏诊、诊断流程烦琐及定量分析精度不足等挑战。本文深入探究人工智能（artificial intelligence, AI）在CTPA全流程应用中的临床价值，系统综述了AI在扫描前优化、图像处理、肺动脉树自动分割、肺栓塞智能检测与定量分析及预后风险评估等方面的最新研究进展，探讨了AI在CTPA临床应用中面临的难点与挑战，并展望了其多模态、智能化、便携化的发展方向，旨在为AI在CTPA诊断PE领域的应用研究和临床转化提供参考，助力CTPA的创新与医疗服务质量的提升。

【关键词】 人工智能；肺动脉CT血管成像；肺栓塞；图像处理

【中图分类号】 R814.42　　【文献标识码】 A　【DOI】 10.11876/mimt202602018

Research progress of artificial intelligence in the entire workflow of computed tomography pulmonary angiography

*Liu Jinmei, Wang Zhiyue, Fan Yaming**

(Medical Imaging Department, the Third People's Hospital of Bengbu, Bengbu 233000, China)

【Abstract】 Pulmonary embolism (PE) is an acute cardiopulmonary disease characterized by high morbidity and mortality, making early detection and prompt treatment crucial. Although computed tomography pulmonary angiography (CTPA) serves as the “gold standard” for diagnosing PE due to its speed, non-invasiveness, and high sensitivity, it still presents several challenges in clinical practice. These include inconsistent image quality, the risk of missing small emboli, cumbersome diagnostic workflows, and insufficient precision in quantitative analysis. This article delves into the clinical value of artificial intelligence (AI) throughout the entire CTPA workflow. It systematically reviews research progress on AI applications, ranging from pre-scan optimization, image processing, automatic segmentation of pulmonary artery tree, to intelligent detection and quantitative analysis of pulmonary embolism, and prognosis risk assessment. It also discusses the current difficulties and challenges of implementing AI in clinical CTPA practice and explores future directions toward multimodal, intelligent, and portable solutions. This review aims to provide a reference for the research and clinical application of AI in the diagnosis of PE using CTPA, and to facilitate the innovation of CTPA and the improvement of medical service quality.

【Key words】 Artificial intelligence; Computed tomography pulmonary angiography; Pulmonary embolism; Image processing

肺动脉栓塞（pulmonary embolism, PE）是指内源性或外源性栓子流经肺动脉时造成主干或其分支堵塞，从而引发肺循环功能障碍的临床综合征。其中肺血栓栓塞症（pulmonary thromboembolism, PTE）

基金项目：蚌埠医科大学科技项目（2024byzd484）；蚌埠市科技创新指导类项目(2025ZD0004)

第一作者：刘近妹，女，本科，技师，研究方向：影像技术

通信作者：范亚明，男，硕士研究生，工程师，研究方向：医学物理与放射线设备

最为常见，占PE总数的90%以上[1]。急性PE具有较高的致残率和致死率，早发现、早治疗对减少并发症至关重要[2]。随着CT技术的飞速发展，具有高敏感性和特异性、无创、易操作、检查效率高等优点的肺动脉CT血管成像（computed tomography pulmonary angiography, CTPA）技术已成为PE诊断的首选方法[3]，但也存在一定的局限性[4-7]。在技术层面主要表现为：伴有对比剂肾病风险和X射线辐射等不良反应，图像质量易受碘对比剂剂量、注射速率、扫描时机、扫描协议、患者个体差异等的影响。在诊断方面则表现为：诊断结果对医师主观判读依赖性强，一致性欠佳；微小栓子漏诊风险高，精确度低；定量分析流程烦琐，诊断效率低下。

近年来，人工智能（artificial intelligence, AI）在海量数据、强大算力和先进算法架构的推动下飞速发展。机器学习（machine learning, ML）通过在监督学习、无监督学习和强化学习3大分支构建基础模型[8]，实现了从数据中自动挖掘，从而为AI提供了基础学习能力。而深度学习（deep learning, DL）则通过多层非线性网络结构如人工神经网络（artificial neural network, ANN）、卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）、循环神经网络（recurrent neural network, RNN）以及Transformer等实现了端到端的特征学习，从而构建起高效的预测模型。AI已被广泛应用于医疗各领域，包括疾病诊断与筛查[9-10]、治疗方案优化[11]、医学研究与药物研发[12]、临床管理和健康服务优化[13]等。本文系统综述了AI在CTPA全流程多个环节包括扫描前优化、图像处理、肺动脉树自动分割、肺栓塞智能检测与定量分析及预后风险评估等的最新研究进展，探讨了当前技术在临床应用中面临的难点与挑战，并展望了其多模态、智能化、便携化的发展方向，旨在为AI在CTPA诊断PE领域的应用研究和临床转化提供参考。

1 资料与方法

为全面获取关于AI在CTPA全流程应用的最新研究进展，本研究进行了系统的文献检索。中文文献主要检索中国知网（CNKI）、万方数据知识服务平台、维普中文期刊服务平台，检索词包括“人工智能”“深度学习”“机器学习”“CTPA”“肺栓塞”“图像处理”“图像分割”“辐射剂量”和“预后评估”等。英文文献主要检索PubMed、Web of Science、IEEE Xplore和Embase，检索词包括“Artificial Intelligence”“Deep Learning”“Machine Learning”“Computed Tomography Pulmonary Angiography”“CTPA”“Pulmonary Embolism”“Thromboembolism”“Image Processing”“Image Segmentation”“Radiation Dose Optimization”“Contrast Medium Optimization”和“Prognostic Assessment”等。检索时间范围为2020年1月至2025年12月，以确保纳入的相关文献为最新研究成果。经严格筛选并手动加入2篇，最终得到符合纳入与排除标准的高质量文献47篇，作为本综述的核心参考文献。纳入标准：①研究主题为AI在CTPA全流程中的应用，包括扫描前优化、图像处理、自动分割、PE检测与定量分析、预后风险评估等任一环节；②文献类型为论著、临床试验、综述性文章；③研究对象为基于CTPA影像数据的技术研发；④以中文或英文发表，能获取全文；⑤研究包含明确的技术方法、实验设计和数据结果，具有学术参考价值。排除标准：重复发表或信息不足的文献。

2 AI在CTPA检查全流程中的应用

2.1 扫描前优化

2.1.1 对比剂注射方案智能优化

对比剂剂量直接影响CTPA图像质量，剂量不足会导致扫描时机延迟和肺动脉CT值偏低，使图像信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）和对比噪声比（contrast-to-noise ratio, CNR）下降，最终造成肺动脉亚段或远肺动脉显像不佳，产生假阴性诊断；剂量过高虽能提升动脉血管显影质量，但也会导致静脉血管显影，增加患者肾损伤及全身不良反应风险。

CTPA的成功关键在于扫描时机的准确把握，随着CT硬件和分析软件的不断发展，扫描触发技术也由最初的经验性固定延迟法发展为现在的个性化小剂量团注测试法和智能团注跟踪法。于淼淼等[14]通过对比智能团注跟踪法与小剂量团注测试法，

发现小剂量团注测试法对比剂剂量少、失败率低且获得的CTPA图像质量高。为进一步降低对比剂剂量，刘云福等[15]提出了两段式对比剂注射方案，研究发现该方案不仅能规避小剂量团注测试法的烦琐流程，更能获得与之相当的图像稳定性，且在主要肺动脉的CT值上表现出更优强化效果。

肺动脉的强化时相也受注射流速的影响，流速过慢会导致对比剂过度稀释，造成肺动脉CT值降低和显影时间延长，甚至出现静脉显影干扰诊断；流速过快则会出现上腔静脉湍流伪影甚至导致对比剂外渗。常规CT设备为获得较好的CTPA图像效果[16]，通常采用高浓度、大剂量、快流速的注射方案，这也导致了肾损伤、环境污染及成本增加等问题的出现。随着光谱CT（spectral CT）技术的发展，低浓度、小剂量、慢流速的注射方案成为可能。Kristiansen等[4]发现低浓度对比剂在肺动脉远端分支的增强效果更为理想，更适合对小血管显影要求较高的场景，认为可能是因为低黏度特性改善了对比剂的分布效率，但是该研究推广应用受CT设备和注射器性能的限制。

另外，患者的个体因素也是影响对比剂剂量和注射流速的因素之一，例如：体质指数（body mass index, BMI）大或心输出量高的患者，需要增加剂量；静脉条件和心功能状况差的患者，需要减缓流速。Ratnakanthan等[17]以体重为核心，建立了体重与注射剂量、流速的对应模型并分析证实了该方案可降低肾损伤风险，尤其是在肥胖患者中，能产生更多高质量检查，减少非诊断性和不确定性检查结果。Jamali等[18]根据BMI调整个体化注射方案，如降低剂量和提高流速，发现基于患者BMI的个体化方案能够减少对比剂剂量，并提高肺动脉的CT值，改善图像质量。

2.1.2 辐射剂量自动优化

CT检查占整个放射学检查的辐射剂量比重越来越高，研究[19-20]表明CT检查累积剂量与患癌风险呈正相关，已成为重要的公共卫生问题。随着人们对医疗检查不良反应的关注度越来越高，推动低辐射剂量CT检查技术的普及，已成为当前技术研究和临床应用的必然趋势。患者进行单次CTPA检查，往往需要接受多次肺部扫描检查，造成肺部累积剂量不断增加。而肺组织CT图像自然对比度较高，使低剂量检查具备良好的可行性。CT辐射剂量可通过降低管电压、管电流和增加螺距的方式实现[21]。

CT管电压（kilovolt peak，kVp）决定了X射线光谱中光子的最大能量和平均能量，辐射剂量与kVp的2~3次方成正比，因此降低kVp可有效降低辐射剂量。对于低能X射线，光子穿透能力较弱，容易被皮肤和浅层组织吸收，图像噪声变大。但是低能光子与物质发生相互作用时，光电效应占主要优势，高原子序数物质如骨骼、肌肉等的吸收剂量比低原子序数物质如软组织等高，因此增强血管的图像CT值变高、对比度变大。对于增强血管来说，图像的对比度提升幅度远超过噪声，因此在CTPA中采用降低kVp的策略，不仅可以降低辐射剂量还能提高图像质量。张振明等[22]研究发现80 kV、100 kV、120 kV 3组不同kVp的CTPA图像，其肺动脉CT值、SNR、CNR及主观评价无显著差异，但kVp为80 kV时，容积CT剂量指数（volume CT dose index, $CTDI_{vol}$）、剂量长度乘积（dose length product, DLP）和有效辐射剂量（effective dose, ED）均显著降低，证明降低管电压可在保证诊断级图像质量的同时显著降低辐射剂量。随着AI在影像学中的应用，曹建新等[23]将AI模型迭代重建（artificial intelligence iterative reconstruction, AIIR）技术应用于70 kV超低kVp CTPA检查中，研究发现相比传统的100 kV条件，ED下降69.8%，且经AIIR重建后图像SNR和CNR优势明显，见图1。Zhang等[24]再次证实了基于深度学习图像重建（deep learning image reconstruction, DLIR）算法的“双低”CTPA在降低辐射和对比剂剂量的情况下能够评估更多的周围肺动脉血管。

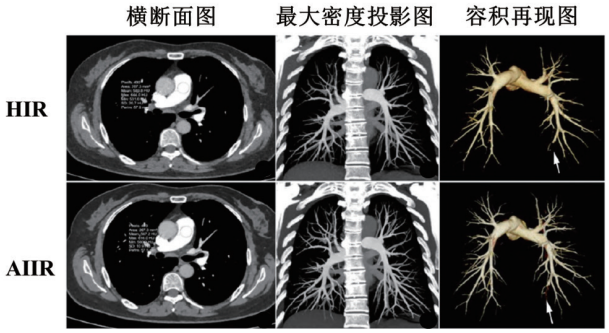


图1 70 kV管电压下HIR与AIIR重建图像对比[23]

注：HIR为混合迭代重建；AIIR为人工智能模型迭代重建。

管电流与X射线光子数成正比，降低管电流可使辐射剂量呈线性下降，但光子数的减少会导致图像噪声升高，影响诊断的准确性。对于体型庞大或肥胖的患者，若单纯为减少辐射剂量而降低管电流，易导致图像模糊而无法满足诊断需求；而对体型瘦小的患者或儿童，降低管电流不仅能够维持图像的清晰度而且能有效降低辐射剂量。传统的管电流设置难以精确适配患者的个体差异，智能管电流调制（automatic tube current modulation, ATCM）技术打破了这一困境。该技术以患者体型、扫描部位组织密度等为依据，在扫描过程中动态调整管电流参数，同时在AI的支持下，即便是低管电流条件，也能保障图像质量满足临床诊断需求。Zhao等[25]通过对480名患者行采用ATCM和自适应统计迭代重建（adaptive statistical iterative reconstruction, ASiR）的CTPA检查，探讨了根据患者BMI设定噪声指数（noise index, NI）对辐射剂量的影响，结果发现使用比常规推荐值更高的NI进行扫描，能在不损失图像诊断质量的前提下，显著降低有效辐射剂量约34%以上。在低kVp模式下采用全模型迭代重建算法（forward projected model-based iterative reconstruction solution, FIRST）的老年患者CTPA检查中，基于NI的ATCM在降低辐射剂量方面依旧有效且优势明显[26]。

尽管上述智能优化方法在对比剂注射方案和辐射剂量自动调整等方面展现出了巨大的应用潜力，但是如何基于多维度个体数据如心肾功能、循环状态等构建适应性更强的个性化扫描参数模型，仍是尚未完全突破的难点。

2.2 图像处理

CTPA图像质量的客观评价参数主要包括图像噪声（image noise, IN）、SNR、CNR、信号强度（signal intensity, SI）、空间分辨率、伪影指数等。CT辐射剂量减少，必然会导致图像质量下降，而在临床实际应用中，各核心评价参数需要满足特定阈值才能保障图像诊断的准确性。肺动脉主干的CT值≥200 HU；低剂量CTPA需保证20 HU≤IN≤30 HU才能满足栓塞灶与血管壁的对比度要求[27-28]；SNR≥5时才显示血管结构；肺动脉主干CNR≥10、叶肺动脉CNR≥8、空间分辨率<1.0 lp/mm时，都有可能漏诊微小栓塞。

AI在影像学中的应用，极大地解决了辐射剂量与图像质量的矛盾问题。早期主要采用单一图像重建算法，通过降低噪声干扰、提升SNR和CNR来提高图像质量。邱慎满等[29]对比标准内核深度学习高档重建（DL-H）算法和自适应迭代重建（ASiR-V）算法，发现DL-H算法显著提升了双低扫描条件下的CTPA图像质量。由于AI模型在算法设计逻辑、训练数据特征、优化目标等方面存在差异，网络架构设计侧重各有不同：DLIR噪声抑制效果显著，对比增强柔性减影（contrast enhancement boost, CE-boost）侧重于增加碘密度以增强血管对比度、双帧U-Net则强调多特征协同优化。单一算法模型对特定复杂场景的适配性较差，随着AI的发展，多技术联合应用进一步解决了复杂场景下的图像质量问题。采用低辐射和低对比剂剂量的DLIR-boost[21]展现了更高的定量和定性图像质量，对于肥胖的患者，采用低辐射和低对比剂剂量扫描条件也能保障外周肺动脉的清晰可视化。融合CNN局部特征提取能力与Transformer全局信息捕获能力的U型网络（TE-UNet）模型[30]，可以有效抑制低剂量CT稀疏投影的条状伪影，提升图像重建质量。

除上述图像重建优化路径外，利用AI构建图像质量评估模型，反向辅助优化CTPA图像也是一个重要的研究方向。Sun等[31]采用最小绝对收缩与选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）算法和Pearson相关系数筛选出主肺动脉CT值、升主动脉CT值和左右主肺动脉噪声值之差3个关键特征，构建随机森林回归模型。该模型可实现对CTPA图像质量的精准客观评估，为提高图像质量控制效率和精确度提供了新的解决方法。

2.3 肺动脉树的自动分割

肺动脉树分割是精确识别血栓的前提，通过肺动脉的完整拓扑结构可以清晰明确血栓位置、范围，为临床诊断提供直观依据。早期临床完全依赖诊断医生逐层勾画肺动脉轮廓，不仅效率低、主观因素影响较大，而且容易受到认知偏差的影响。随着后处理技术的发展，根据血管与周围组织的灰度差异，出现了基于阈值分割、区域生长和血管追踪

等传统算法的半自动分割工具，但是依旧需要手动调整阈值、修正分割区域等，易受伪影干扰，且难以区分肺动脉和肺静脉及肺动脉细小分支。

随着AI在图像后处理中应用技术的飞速发展，血管自动分割进入了安全、精确、高效的新阶段。通过编码器和解码器捕捉血管层级特征的U-Net、CE-Net等经典语义分割网络框架，显著提升了CTPA血管分割的完整性，但是存在多尺度特征捕捉不足、空间信息利用率低、梯度传播与泛化能力不足等缺点。李曼等[32]基于Res2Net改进的网络框架，结合多孔空间金字塔池化模块，实现了对肺动脉多尺度结构的精准提取，戴斯相似系数（Dice similarity coefficient, DSC）达到86.0%，分割精度显著优于U-Net（72.0%）与CE-Net（83.0%），还高于改进的scSEU-Net（83.7%）和Retina U-Net（78.4%）。但是，在临床应用中，AI软件的快速迭代与医院内多品牌、多代次影像设备的长期共存，对系统的长期兼容性、稳定性及质量控制提出了超越单纯算法研究的新要求。

虽然传统CTPA借助AI实现了血管的自动、高效、精确分割，但是对比剂对肾功能不全、对比剂过敏患者和孕妇等特殊人群存在一定的安全风险。高丰度肺动脉静脉分割（high-abundant pulmonary artery-vein segmentation, HiPaS）框架[33]采用层级式结构识别思路，通过超分辨率模块优化空间归一化，消除了扫描设备差异带来的干扰，显著性传递模块则把主干血管特征传递至细小分支，避免分割出现断裂或伪连接问题，解决了分支全覆盖和动静脉区分难题，并且可在无对比剂CT图像上实现与CTPA相当精度的肺动脉分割，分割DSC达91.8%，与CTPA分割结果相比，差异无统计学意义。另外，HiPaS模型通过对高精度肺动脉树分割所生成的大规模标准化血管结构数据进行分析，揭示了肺血管解剖结构与人口学特征及疾病状态的关联性，这为深入研究肺部疾病发病机制提供了新思路。但是，用于训练的高质量标注数据多集中于大型中心，数据孤岛现象与患者隐私保护需求，制约了更大规模协作数据集的构建。同时，在多中心应用时，不同CT机型、扫描协议产生的数据差异，对模型的泛化能力也构成挑战。

2.4 PE的自动检测与识别

在PE检测与识别过程中利用AI进行辅助可显著减少诊断错误和漏诊率，同时降低医生大量阅片后的疲劳感，提升诊断自信心。评估PE检测与识别能力的基本指标主要是敏感度、特异性和精确率。敏感度为AI正确检测出血栓数占实际血栓总数的比例，体现了模型准确分类PE患者的能力；特异性为AI正确排除无血栓的例数占实际无血栓总数的比例，体现了识别无PE患者的能力；精确率为AI判定为血栓的结果中实际为血栓的比例，体现了诊断结果的可信度。敏感度和特异性之间的平衡对于最大化AI模型在PE检测中的诊断准确性至关重要。

U-Net、CE-Net等经典肺动脉树分割网络虽然实现了半自动捕捉血管层级特征，使肺动脉分割完整性得到了极大提升，但是在检测微小血栓、识别血栓伪影、区分动静脉等方面准确性不足，依旧需要医生进行大量的后续诊断工作。随着网络框架的不断改进，分割精度逐步提升，进而微小栓塞的检测和识别准确性也得到进一步提高，大大减少了因分割误差导致的血栓诊断失败事件的发生。包含阈值调整模块（threshold adjustment module, TAD）和几何-拓扑轴向特征模块（geometric-topological axial feature module, GT-AFM）的阈值调整分割网络（threshold adjustment segmentation network, TSNet）模型[34]，在不同容忍误差下均展现出卓越的复杂三维CTPA图像血管分割性能，当容忍误差扩大至5 mm时，敏感度提升至87.8%。如图2所示，改进的Res2Net网络模型[32]可以更好地进行特征融合，提高了对小目标细节信息的提取能力，从而解决了肺动脉栓子体积小及特征不明显的问题，其敏感度和特异性分别达到90%和100%，均优于现有网络的平均敏感度（88%）和平均特异性（86%），其精确率也高达90%。Kahraman等[35]评估了一种nnU-Net网络模型，在内部验证中实现了96.1%的敏感度和94.6%的特异性，在外部验证中依旧保持了良好的性能（敏感度98.4%，特异性89.9%）。HiPaS[33]更是实现了突破性进展，敏感度达到98.0%，显著优于3D UNet、nnU-Net等主流模型。尽管最佳模型的敏感度已超过98%，但在亚段及以下微小栓塞、低密

度栓子以及非栓塞性充盈缺损（如黏液栓）的鉴别方面，所有模型均存在一定的误诊、漏诊风险，性能仍有提升空间。

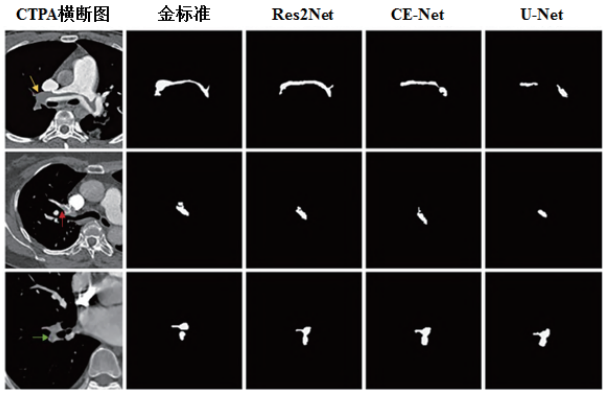


图 2 Res2Net、CE–Net、U–Net3 种网络模型 CTPA 图像分割结果［33］

注：CTPA 为肺动脉 CT 血管成像。

2.5 PE 负荷的定量分析

PE 负荷用于量化评估肺动脉血栓的阻塞程度，定量分析参数包括：Qanadli 指数、Mastora 评分、右心室/左心室（RV/LV）比值等。Qanadli 指数用于指导溶栓治疗决策；Mastora 评分为更细化的 Qanadli 指数提供了更精确的解剖学分类，常用于评估 PE 的长期影响；RV/LV 比值反映了右心室负荷比重，是 PE 严重程度的间接指标，常用于急诊快速分层。根据 PE 负荷的定量分析结果可将 PE 患者分为低、中、高危组，从而指导临床医生进行个体化治疗及预测并发症发生概率。

早期的 ML 算法需要医生根据个人经验定义栓子的密度、形态等特征，初步实现了血栓的识别，但是由于图像质量提升和肺动脉树自动分割的限制，漏诊率较高且无法进行准确的 PE 负荷的定量分析。随着 DL 技术的不断发展，AI 模型能够精确分割出肺动脉树的全部分支，进而能够自动识别和定位各级血管的充盈缺损，从而自动计算出 Qanadli 指数、Mastora 评分、RV/LV 比值等定量分析参数。Foley 等［36］证实了美国 Imbio LLC 公司的 Imbio RV/LV Software 在自动测算 RV/LV 比值上的可靠性，为 PE 患者快速风险分层提供了客观依据。随着 AI 技术的不断发展，国内学者也开展了针对性研究。郭润财等［37］开发的从头训练模式深度学习–卷积神经网络模型［the deep learning convolutional neural network model trained from scratch, DL–CNN(fs)］，可自动检测栓子分布及容积，并对比分析两者的关联性。虽然 DL–CNN(fs) 模型对中心肺动脉栓子检测的特异性仅为 16.8%、曲线下面积（area under curve, AUC）为 0.584，尚有待改进优化，但是其对外周肺动脉栓子检测的效能优异：敏感度 60.8%~95.2%，特异性 62.7%~87.1%，AUC 0.732~0.844，同时，测算的栓子体积与 Qanadli 指数（r=0.867, P <0.001）、Mastora 评分（r=0.854, P <0.001）、RV/LV 比值（r=0.549，P <0.01）呈正相关，为 AI 在 PE 定量评估中的应用提供了实证依据。

值得注意的是，当前多数 AI 模型侧重于“单任务”设计，只专注于 PE 检测。而临床 CTPA 阅片需全面评估纵隔、肺实质、骨骼等结构，以识别合并症（如肺炎、肿瘤）及鉴别诊断疾病（如血管炎、肺炎、肺结节等）。AI 在全方位智能识别方面的能力尚有待开发，这也限制了其作为独立首阅工具的应用潜力。

2.6 预后风险评估

在实现对 PE 的精确检测与定量评估后，AI 技术的进一步价值体现在对患者临床结局的预测上。通过挖掘 CTPA 图像中的深层次特征（如血栓纹理、分布模式）并与临床数据融合，AI 模型能够准确预测 PE 患者的短期死亡风险、愈后复发风险及并发症发生概率等，从而制定个人治疗方案和优化医疗资源分配。传统的预后评估主要依赖于肺栓塞严重指数（pulmonary embolism severity index, PESI）及其简化版本（sPESI）、生物标志物（如肌钙蛋白、脑钠肽）和医生的定性或简单定量评估，预测结果往往具有很强的主观性。随着 AI 在医疗领域应用的不断拓展，AI 在 PE 检测中的多源数据融合、精准特征挖掘和动态风险评估能力尤为明显。Zhong 等［38］证实了整合多组学 DL 模型在 PE 患者生存预测中的一致性指数高于单独使用 PESI 评分的传统方法。关键血栓纹理特征可能也与 PE 临床参数呈相关性［39］，利用 AI 分析血栓的纹理、形状和密度等物理特征，为理解血栓生物学行为提供了新视角。另外，通过对比治疗前后影像学的细微变化，AI 模型有望在治疗早期预测患者的治疗路径，为动态治疗提供了可能［40］。

3 总结与展望

AI在CTPA诊断PE中的应用不仅减少了检查不良反应，提升了图像质量，而且大大提升了检查的效率和准确性，较大降低了医生的工作量，推动了影像学技术的飞速发展，但是在研究和临床应用中依旧存在一些问题和挑战。

（1）在CTPA的AI技术应用研究中，研究重心长期偏向图像后处理阶段，检查前领域的技术探索相对滞后。其中，基于患者个体身体状况的个性化扫描参数（管电压、管电流、螺距）设定与碘对比剂使用方案（剂量、流速、扫描时机）优化等关键方向，更是缺乏足够的研究积累与实践验证。将患者身体状况与扫描条件和注射方案等纳入AI模型，通过构建多模态融合AI模型，可保障患者在低剂量、低对比剂条件下实现有效检查。另外，将超声和MRI等成像数据、实验室测试、患者病史、家族病史以及中医诊断等资料纳入AI模型可对患者进行全面细致了解，以提高诊断准确性和预测能力[41-42]。多设备融合AI是另一个重要发展方向，将AI与床旁测试工具和移动健康应用程序集成，可能实现分散式PE诊断，其中，120急救车载式智能诊断终端的研发与应用，更是为实现PE的院前早期诊断提供了突破性技术路径，可有效缩短院前诊断耗时、提升急救干预效率；AI与可穿戴设备和远程监测技术集成，有望对处于PE风险中的患者进行实时检测和早期干预，从而改善结局并降低死亡率。

（2）针对CTPA的AI算法仅支持PE检测的分析，而临床医生在进行图像阅读时必须识别其他相关病变及各种感染性、肿瘤性或心血管的额外发现源性病变的附带异常征象。因此，目前AI算法不能独立使用，只能作为辅助工具[43]。胸部CTPA全视野智能分析系统的研究迫在眉睫，通过全肺诊断AI模型可实现PE、结节、肺炎、心血管钙化的同步检测和全方位诊断。另外，AI模型是基于大规模、高质量、多中心的标注数据集实现训练建模，对于小样本、罕见类型的PE则无能为力。探索因果学习模型[44]是提升罕见类型PE诊断能力新的发展方向。

（3）开源数据集与AI模型的结合，促使跨中心、跨设备的医学协作越来越密切。AI实现的功能越丰富，模型复杂度越高，其运行所需要的算力支撑也就越多，而不同医疗中心的网络与设备配置存在显著差异，特别是基层医院，难以满足高算力需求。在实际应用中医疗机构面临AI软件迭代更新、多供应商软件兼容性及设备平台系统更新等问题，对维护系统一致性提出了额外的挑战，医疗机构必须建立稳健的质控保障系统。不同设备的性能存在差异，导致图像数据存在偏差，跨设备泛化能力需要进一步优化，同时，在享受共享数据便利的同时，需要解决患者隐私保护和数据安全的问题[45]。开发云端–边缘协同工程[46]，是未来AI应用的重要方向，复杂模型更新在云端完成，基层医院只需通过轻量客户端或边缘服务器即可快速推断，可在算力有限的设备上运行AI模型从而实现普惠应用。另外，各中心、机构可以构建自己的训练模型，在不共享原始数据、保护隐私的前提下，打破数据孤岛，提升模型泛化能力。

综上，AI作为新兴智能技术，在CTPA检测PE领域的应用越来越广泛。虽然AI在降低辐射剂量、辅助提升诊断准确性和效率、定量分析和预后预测等方面展现了巨大的潜力和价值，但是其在临床应用中仍面临着诸多挑战。随着影像技术、计算机水平和AI算法的不断发展和深度融合，上述问题有望通过多维度技术创新与跨领域协同合作逐步破解。未来AI在CTPA诊断PE领域的应用将朝着多模态、智能化、便携化的方向演进，将进一步提升诊断效率和准确性，推动影像学诊断模式创新发展，助力医疗服务质量不断提升。

[参 考 文 献]

[1] 中华医学会呼吸病学分会肺栓塞与肺血管病学组, 中国医师协会呼吸医师分会肺栓塞与肺血管病工作委员会, 全国肺栓塞与肺血管病防治协作组. 中国肺血栓栓塞症诊治、预防和管理指南（2025版）[J]. 中华医学杂志, 2025, 105(26): 2162–2194.

[2] 杨芙蓉, 谢万木.《慢性血栓栓塞性肺动脉高压诊断与治疗指南（2024版）》解读[J]. 协和医学杂志, 2025, 16(3): 673–679.

[3] Diaz–Lorenzo I, Alonso–Burgos A, Reyes A F, et al. Current role of CT pulmonary angiography in pulmonary embolism: a state–of–the–art review[J]. Journal of Imaging, 2024, 10(12): 323.

[4] Kristiansen C H, Thomas O, Nyquist A B, et al. A randomised controlled trial comparing three clinical administration strategies in spectral detector CT pulmonary angiography with low contrast medium dose[J]. European Radiology, 2025, 35(8): 4649–4660.

[5] Saeed S, Niehoff J H, Boriesosdick J, et al. Minimizing contrast media dose in CT pulmonary angiography with clinical photon counting using high pitch technique[J]. Acad Radiol,

2024, 31(2): 686–692.
[6] 范欣, 李琦, 张越, 等. 肺血栓栓塞症CTPA假阳性诊断常见原因分析及影像表现[J]. 放射学实践, 2024, 39(1): 70–76.
[7] 赵颖, 汪雁博, 谷新顺, 等. 肾阻力指数评估肺动脉高压患者CTPA检查后对比剂肾病发生风险的研究[J]. 中国循证心血管医学杂志, 2021, 13(9): 1082–1085, 1089.
[8] Hafner D, Pasukonis J, Ba J, et al. Mastering diverse control tasks through world models[J]. Nature, 2025, 640: 647–653.
[9] He X, Yang Y, Jiang X, et al. Unified medical image pre–training in language–guided common semantic space[EB/OL]. (2023–11–24)[2025–12–13]. https://arxiv.org/abs/2311.14851.
[10] Cai G, Huang F, Gao Y, et al. Artificial intelligence–based models enabling accurate diagnosis of ovarian cancer using laboratory tests in China: a multicentre, retrospective cohort study[J]. Lancet Digit Health, 2024, 6: e176–e186.
[11] Li J, Guan Z, Wang J, et al. Integrated image–based deep learning and language models for primary diabetes care[J]. Nature Medicine, 2024, 30: 2886–2896.
[12] Qiu P, Wu C, Zhang X, et al. Towards building multilingual language model for medicine[J]. Nature Communications, 2024, 15: 8384.
[13] Johri S, Jeong J, Tran B A, et al. An evaluation framework for clinical use of large language models in patient interaction tasks[J]. Nature Medicine, 2025, 31: 77–86.
[14] 于淼淼, 赵伟涛, 程广婷, 等. 小剂量团注测试技术与智能跟踪触发技术在肺动脉成像中的对比分析[J]. 医学影像学杂志, 2024, 34(10): 46–48, 52.
[15] 刘云福, 康天良, 张永县, 等. 两段式对比剂注射结合团注跟踪技术在肺动脉CTA检查中的应用研究[J]. CT理论与应用研究, 2023, 32(4): 531–538.
[16] Klok F A, Barco S, Bertoletti L, et al. Optimal approach to performing and reporting computed tomography angiography for suspected acute pulmonary embolism: a clinical consensus statement of the ESC Working Group on Pulmonary Circulation & Right Ventricular Function, the Fleischner Society, the Association for Acute Cardiovascular Care (ACVC) and the European Association of Cardiovascular Imaging (EACVI) of the ESC, endorsed by European Respiratory Society (ERS), Asian Society of Thoracic Radiology (ASTR), European Society of Thoracic Imaging (ESTI), and Society of Thoracic Radiology (STR)[J]. Radiology, 2025, 315(3): e243833.
[17] Ratnakanthan P J, Kavnoudias H, Paul E, et al. Weight–adjusted contrast administration in the computed tomography evaluation of pulmonary embolism[J]. J Med Imaging Radiat Sci, 2020, 51(3): 451–461.
[18] Jamali L, Alikhani B, Getzin T, et al. Arterial attenuation in individualized computed tomography pulmonary angiography injection protocol adjusted based on the patient's body mass index[J]. Journal of Research in Medical Sciences, 2020, 25: 94.
[19] Smith–Bindman R, Chu P W, Azman Firdaus H, et al. Projected lifetime cancer risks from current computed tomography imaging[J]. JAMA Intern Med, 2025, 185(6): 710–719.
[20] Smith–Bindman R, Alber S A, Kwan M L, et al. Medical imaging and pediatric and adolescent hematologic cancer risk[J]. N Engl J Med, 2025, 393(13): 1269–1278.
[21] Shen L, Lu J, Zhou C, et al. Deep learning reconstruction combined with contrast–enhancement boost in dual–low dose CT pulmonary angiography: a two–center prospective trial[J]. European Radiology, 2025, 35: 7225–7234.
[22] 张振明, 董险峰, 李立强, 等. 迭代算法不同管电压对肺栓塞患者肺动脉CT成像质量及辐射剂量的影响[J]. 中国医学装备, 2021, 18(6): 21–25.
[23] 曹建新, 朱卓, 张清, 等. 联合人工智能模型迭代重建和70kV超低管电压大幅度降低肺动脉CTA辐射剂量的研究[J]. 放射学实践, 2024, 39(10): 1361–1366.
[24] Zhang Y, Wang L, Yuan D, et al. Clinical value of the 70–kVp ultra–low–dose CT pulmonary angiography with deep learning image reconstruction[J]. European Radiology, 2026, 36(1): 564–574.
[25] Zhao Y X, Zuo Z W, Suo H N, et al. CT pulmonary angiography using automatic tube current modulation combination with different noise index with iterative reconstruction algorithm in different body mass index: image quality and radiation dose[J]. Acad Radiol, 2016, 23(12): 1513–1520.
[26] 刘晓彤, 王静, 许小毛, 等. 结合噪声指数的自动管电流调制技术联合全模型迭代重建算法在老年人低碘对比剂CT肺动脉血管成像中的应用[J]. 中华老年医学杂志, 2025, 44(5): 577–583.
[27] Kirsch J, Brown R K, Henry T S, et al. ACR Appropriateness Criteria® acute chest pain–suspected pulmonary embolism[J]. Journal of the American College of Radiology, 2017, 14(5S): S2–S12.
[28] 陆金娟, 沈蕾蕾, 毕正宏, 等. 超低辐射剂量CT肺动脉成像联合深度学习重建算法诊断肺栓塞的可行性研究[J]. 中华放射学杂志, 2025, 59(8): 886–893.
[29] 邱慎满, 张贺, 刘忠啸, 等. 深度学习重建在改善双低肺动脉CTA图像质量、评估Qanadli栓塞指数中的应用价值[J]. 中华医学杂志, 2023, 103(19): 1477–1482.
[30] 樊雪林, 文昱齐, 乔志伟. 基于Transformer增强型U–net的CT图像稀疏重建与伪影抑制[J]. CT理论与应用研究, 2024, 33(1): 1–12.
[31] Sun Q, Liu Z, Ding T, et al. Machine learning–based Objective evaluation model of CTPA image quality: a multi–center study[J]. Int J Gen Med, 2025, 18: 997–1005.
[32] 李曼, 蒋德攀, 王麦林, 等. 基于Res2Net注意力机制网络智能检测CT肺动脉成像急性肺动脉栓塞[J]. 中国医学影像学杂志, 2025, 33(4): 356–361, 369.
[33] Chu Y, Luo G, Zhou L, et al. Deep learning–driven pulmonary artery and vein segmentation reveals demography–associated vasculature anatomical differences[J]. Nature Communications, 2025, 16: 2262.
[34] Fan C J, Luan H, Qiao Y, et al. Detection and segmentation of pulmonary embolism in 3D CT pulmonary angiography using a threshold adjustment segmentation network[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 7263.
[35] Kahraman A T, Fröding T, Toumpanakis D, et al. Enhanced classification performance using deep learning based segmentation for pulmonary embolism detection in CT angiography[J]. Heliyon, 2024, 10(19): e38118.
[36] Foley R W, Glenn–Cox S, Rossdale J, et al. Automated

calculation of the right ventricle to left ventricle ratio on CT for the risk stratification of patients with acute pulmonary embolism［J］. Eur Radiol, 2021, 31(8): 6013–6020.
［37］郭润财, 王蕾, 黄振国, 等. 基于从头训练模式深度学习卷积神经网络模型评估急性肺栓塞的价值［J］. 实用医学杂志, 2023, 39(22): 2979–2983.
［38］Zhong Z, Zhang H, Fayad F H, et al. Pulmonary embolism mortality prediction using multimodal learning based on computed tomography angiography and clinical data［EB/OL］. (2024–06–03)［2025–12–13］.https://arxiv.org/abs/2406.01302.
［39］Wang D, Chen R, Wang W, et al. Prediction of short–term adverse clinical outcomes of acute pulmonary embolism using conventional machine learning and deep learning based on CTPA images［J］. Journal of Thrombosis and Thrombolysis, 2025, 58(2): 331–339.
［40］Li L, Peng M, Zou Y, et al. The promise and limitations of artificial intelligence in CTPA–based pulmonary embolism detection［J］. Frontiers in Medicine, 2025, 12: 1514931.
［41］Cianflone F, Maris B, Bertolo R, et al. Development of artificial intelligence–based real–time automatic fusion of multiparametric magnetic resonance imaging and transrectal ultrasonography of the prostate［J］. Urology, 2025, 199: 27–34.
［42］Hou J, Zhang R, Xie Y, et al. Multimodal deep learning for cancer prognosis prediction with clinical information prompts integration［J/OL］. NPJ Digit Med, 2025［2025–12–13］. https://www.nature.com/articles/s41746–025–02257–y.
［43］Langius–Wiffen E, de Jong P A, Mohamed Hoesein F A, et al. Added value of an artificial intelligence algorithm in reducing the number of missed incidental acute pulmonary embolism in routine portal venous phase chest CT［J］. European Radiology, 2024, 34(1): 367–373.
［44］Luciani D, Magrini A, Berzuini C, et al. Finding the needle by modeling the haystack: pulmonary embolism in an emergency patient with cardiorespiratory manifestations［J］. Expert Systems With Applications, 2022, 189: 116066.
［45］邱景, 赵笑尘, 胡徐茜, 等. 大数据医疗时代的人工智能与患者个人隐私保护的技术方案研究［J］. 国外电子测量技术, 2025, 44(7): 294–300.
［46］Dutta J, Puthal D. Advancing eHealth in Society 5.0: a fuzzy logic and blockchain–enhanced framework for integrating IoMT, Edge, and Cloud with AI［J］. IEEE Access, 2024, 12: 195710–195730.

（上接第111页）

计［J］. 船舶工程, 2025, 47(9): 202.
［21］侯泽海, 郭连波, 汪威良, 等. 激光诱导击穿光谱技术在生物医学中的研究进展［J］. 激光与光电子学进展, 2023, 60(24): 42–54.
［22］Marcos–Martinez D, Ayala J A, Izquierdo–Hornillos R C, et al. Identification and discrimination of bacterial strains by laser induced breakdown spectroscopy and neural networks［J］. Talanta, 2011, 84(3): 730–737.
［23］Khan M N, Wang Q, Idrees B S, et al. Discrimination of melanoma using laser–induced breakdown spectroscopy conducted on human tissue samples［J/OL］. Journal of Spectroscopy, 2020［2025–11–09］. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2020/8826243.
［24］Teng G, Wang Q, Yang H, et al. Pathological identification of brain tumors based on the characteristics of molecular fragments generated by laser ablation combined with a spiking neural network［J］. Biomedical Optics Express, 2020, 11(8): 4276–4289.
［25］Chen Y, Yin P, Peng Z, et al. High–throughput recognition of tumor cells using label–free elemental characteristics based on interpretable deep learning［J］. Analytical Chemistry, 2022, 94(7): 3158–3164.
［26］Sarpe C, Ciobotea E R, Morscher C B, et al. Identification of tumor tissue in thin pathological samples via femtosecond laser–induced breakdown spectroscopy and machine learning［J］. Scientific Reports, 2023, 13: 9250.
［27］Lin J, Li Y, Lin X, et al. Fusion of laser–induced breakdown spectroscopy technology and deep learning: a new method to identify malignant and benign lung tumors with high accuracy［J］. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2024, 416: 993–1000.
［28］Chen X, Zhang Y, Li X, et al. Diagnosis and staging of multiple myeloma using serum–based laser–induced breakdown spectroscopy combined with machine learning methods［J］. Biomedical Optics Express, 2021, 12(6): 3584–3596.
［29］Lin J, Li Y, Lin X, et al. Decision–level data fusion based on laser–induced breakdown and Raman spectroscopy: a study of bimodal spectroscopy for diagnosis of lung cancer at different stages［J］. Talanta, 2024, 275: 126194.
［30］Sun H, Yang C, Chen Y, et al. Construction of classification models for pathogenic bacteria based on LIBS combined with different machine learning algorithms［J］. Applied Optics, 2022, 61(21): 6177–6185.
［31］Arabi D, Hamdy O, Mohamed S M M, et al. Discriminating two bacteria via laser–induced breakdown spectroscopy and artificial neural network［J］. AMB Express, 2023, 13: 61.
［32］Sun D, Yang F, Su M, et al. Quantitative analysis of Cu in Traditional Chinese medicinal materials using laser - induced breakdown spectroscopy［J］. Microwave and Optical Technology Letters, 2023, 65(5): 1200–1207.
［33］Zhang J, Li X, Yan Y, et al. Recognition of Radix Bupleuri origin using laser–induced breakdown spectroscopy (LIBS) combined with deep learning and machine learning algorithms［J］. Microchemical Journal, 2024, 207: 111946.
［34］Yao L, Li J, Liu Y, et al. Traceability of cold medications with similar ingredients based on laser–induced breakdown spectroscopy［J］. Journal of Analytical Atomic Spectrometry, 2024, 39(3): 735–742.
［35］Ren L, Wang F, Zhang Y, et al. Rapid identification of Radix Astragali by data fusion of laser–induced breakdown spectroscopy and Raman spectroscopy coupled with deep learning［J］. Talanta, 2025, 282: 127016.