

人工智能技术在颅内动脉瘤精准诊疗中的应用¹

罗长芸，蒋常琴，冯强▲

潍坊市益都中心医院医学影像科，山东潍坊 262500

摘要：颅内动脉瘤是一种常见的脑血管疾病，具有高发病率、高致死率及高致残率等特点。近年来，随着人工智能和影像技术的快速发展及深度交叉，人工智能凭借可以分析和处理海量医学数据，发现其中的规律，从而用于早期疾病筛查、风险评估和辅助临床治疗，为颅内动脉瘤患者的临床检测和个性化精准治疗提供了新可能。本文主要就人工智能在颅内动脉瘤的精准治疗中的应用进行归纳总结。

关键词：脑血管疾病；颅内动脉瘤；人工智能；诊断；临床治疗；

中图分类号：R743.4； R445

颅内动脉瘤(intracranial aneurysm, IA)是一种常见的脑血管疾病，全球范围内，IA的患病率约占全部人群的3%-5%^[1]，动脉瘤破裂型蛛网膜下腔出血占全部蛛网膜下腔出血的85%，其病死率、致残率均较高^[2]，一旦发病，对家庭和社会都会造成沉重负担，其预后主要取决于早期的准确识别和精准治疗。目前该类疾病的早期识别主要依赖影像检查，数字减影血管造影(digital subtraction angiography, DSA)是诊断IA的金标准，但由于其是侵入性检查，一般不作为IA的常规筛查，目前临床主要采用CT血管成像(computed tomography angiography, CTA)和磁共振血管成像(magnetic resonance angiography, MRA)作为IA的常规筛查手段。但是常规的影像学诊断存在多重问题：1 图像数量多，诊断过程需要耗费大量的时间和精力；2 诊断结果受诊断医师主观性影响较大，对于诊断结果容易存在争议，且对于直径较小的IA容易造成漏诊^[3]。近些年人工智能(artificial intelligence, AI)高速发展并与医学深度交叉融合，AI凭借高速、准确等特点在脑血管疾病的无创性评估方面已成为辅助临床决策的关键工具。

1 IA的识别和诊断

1.1 基于CTA

想要诊断IA，血管分割是第一步。大多数未破裂的IA患者没有明显的临床症状。IA的形态、位置多样性常常导致小IA的漏诊，因此，准确分割IA是一项具有挑战性的任务。训练有素卷积神经网络凭借其多层结构，能够学习和识别IA在所有成像模式下的复杂形态特征，进行精确的检测和分割，将IA区域与周围的脑组织和细小血管分离。

目前已有多项研究证明，AI对于IA具有较高的诊断价值，Park^{Error: Reference source not found}等^[4]基于单中心数据开发了一种卷积神经模型，在该模型的辅助下，医生识别IA的准确度提升至89%；Shi等^[5]基于869例IA患者和308名非IA患者的头颅CTA数据开发了一种深度学习模型，已证实其对IA的敏感度可达到97%；Yang^{Error: Reference source not found}等^[6]基于1068例(训练集)和400例(外部验证集)IA患者头颈CTA数据训练出的深度学习模型证实可显著提高IA，尤其是直径在3毫米以下的IA的检出率。Sichtermann等^[7]人比较了两位专业放射科医生在卷积神经网络模型的辅助下识别IA的敏感性，均较医生独立识别有提高。

由于上述研究多为单中心，且缺乏临床验证，其实用价值有待验证。Hu等^[8]开展了一项多中心研究，收集来自8家医院14517例患者，共16546幅头颈CTA图像，并建立了目前为止世界最大的图像数据库，分别将AI诊断结果与医师诊断结果、AI辅助及医师独立诊断结果进行对比，发现利用AI辅助可显著提高诊断IA的敏感度，其灵敏度可达98%，曲线下面积从0.787提升至0.909，患者层面敏感度从0.590提升至0.825，特别提升了直径3毫米以下的IA的诊断率，降低了漏诊的概率。

在微小动脉瘤方面，Yang等^[9]联合团队开发的深度学习模型对534例CTA数据集进行检测，灵敏度达97.5%，其中8个被临床评估忽略的动脉瘤中有6个直径小于

1 【基金项目】潍坊市卫健委科研项目(WFWSJK-2024-086)；通讯作者：冯强 Email: fengqiang220812@163.com

3 mm，提示算法对微小病灶具有较好的识别能力。然而，现存难点同样突出：一项纳入 100 例患者的临床研究显示，AI 在测量直径<3 mm 动脉瘤的瘤颈及最大径时，与 DSA 金标准的一致性均较差，显著低于 3D Slicer 后处理软件^[10]，可能由于病灶体积小、与血管分叉结构难以区分，以及传统卷积神经网络依赖局部像素特征难以捕捉微小病灶的细微形态差异。

上述多种 AI 模型中，Hu 等进行的多中心研究采用多家医院庞大的 CTA 数据训练的深度学习模型具备较高的诊断灵敏度、准确率和临床使用价值，后续经过严格检验成功完成临床成果转化后将有助于辅助 IA 早期筛查和制定个性化治疗方案，改善患者的预后。对于临床经验较少的住院医师或者病人数量较多的医院，利用该模型进行辅助诊断可能带来更显著的益处。

1.2 基于 MRA

此外，MRA 凭借其无创、无辐射、无需注射对比剂即可完成 IA 检查的特点，目前已成为常规筛查手段之一。Nakao 等^[11]学者通过对 350 例 IA 患者的 MRA 图像进行深度卷积神经网络训练，构建出的深度学习模型在后续 104 例患者中进行验证，得出 IA 检出率高达 94.2% 的结果。Ueda 等^[12]研究了一种基于深度学习和 ResNet-18 的模型，通过分析来自多个不同数据集的 MRA 图像来自动识别 IA，其算法的灵敏度介于 91%~93% 之间，与最初的诊断报告相比，IA 检出率提高了至少 4.8%。上述 AI 模型对 IA 的检出率相似，这提示在 AI 模型的辅助下，MRA 可显著提高诊断医生 IA 的检出率，但是由于 MRA 检查所需时间较长，部分患者存在密闭恐惧症或其他原因不能长时间配合检查，尤其在一些可以 IA 破裂时无法进行急诊检查，该检查在临床应用方面适用性较 CTA 低。

1.3 基于 DSA

相较于 CTA 和 MRA，DSA 凭借其高分辨率和高敏感度，可以清晰的显示血管形态及血流状态，目前是诊断 IA 的金标准。Podgorsak 等^[13]训练出一种基于卷积神经网络的 IA 自动识别模型，结果显示该模型识别 IA 的曲线下面积为 0.791，他们认为该方法可减少病变识别的主观差异性。Jin^{Error: Reference source not found}等^[1]开发的全自动检测与分割框架，采用了通用 U 型设计和全卷积网络，并集成了双向卷积长短期记忆模块，用以提高 IA 的检测与轮廓提取精度，具有较高的检测 IA 的灵敏度和较短的处理时间，但其由于存在组织重叠特点，具有临床使用局限性。

除了二维 DSA，三维 DSA 能提供更高级的立体结构信号，更有助于诊断复杂型的 IA，但这种技术要求患者暴露与更长时间、更大剂量的 X 线照射中，可能会给患者增加一些其他风险。

1.4 基于 CTA 联合 MRA

此外，关于 CTA 与 MRA 两种影像技术联合 AI 诊断 IA，Hou 等^[14]开展的一项对比研究纳入 40 例 IA 患者，采用 3Dslicer 软件将静音磁共振血管成像（silent magnetic resonance angiography, Silent-MRA）和时间飞跃法磁共振血管成像（time-of-flight magnetic resonance angiography, TOF-MRA）分别与 CT 图像进行多模态融合，结果显示 Silent-MRA-CT 融合图像对动脉瘤的检出敏感性达 95.5%、假阴性率仅 4.5%，在信号均匀性、静脉信号干扰抑制及动脉瘤可视性方面均显著优于 TOF-MRA-CT 融合。该研究证实，无对比剂的 MRA-CT 融合成像可作为碘对比剂禁忌患者术前规划的可靠替代方案。

动脉瘤的 AI 分析正从单纯依赖卷积神经网络向视觉、状态空间模型及几何深度学习等新兴架构转变，然而，这些多模态模型多集中于 MRA 与 CT 的图像融合，真正将 CTA 与 TOF-MRA 的异源影像特征在深度学习框架内深度融合的研究仍较少，未来需进一步探索基于特征级或决策级融合的跨模态智能评估策略。

2 IA 破裂风险的评估

目前临床多采用传统量表评分来预测 IA 的破裂风险，如 PHASES 评分、UIATS 评分和 ELAPSS 评分。传统 PHASES 评分系统通过整合年龄、高血压病史、蛛网膜下腔出血病史、IA 的大小、部位以及地域因素预测破裂风险，但其未考虑 IA 形态等关键因素导致预测灵敏度较低^[15]。Zhu^{Error: Reference source not found}等^[16]人通过研究机器学习模型与传统 PHASES 评分系统相比，发现机器学习算法在预测 IA 破裂风险方面更有

优势。Chen^{Error: Reference source not found}等^[17]收集 1809 例 IA 患者 CTA 数据构建多模态预测模型，整合临床、形态学和血流动力学参数，对 IA 破裂的预测敏感度为 83.7%，曲线下面积值为 0.929，证实了多参数融合策略的有效性。Li^{Error: Reference source not found}等^[18]研究团队基于大量 CTA 数据研发了一种端到端的深度学习模型，即采用 Transformer 编码器学习 IA 的空间邻域关系，结果显示 Transformer 编码器学习特征效率高于人工手动构建，且鲁棒性更高，其预测 IA 破裂的准确较人判断提高 10%~15%，展示了 Transformer 与卷积神经网络结合的优越性能，Transformer 架构凭借其注意力机制捕获空间依赖关系的优势，正在突破传统卷积神经网络在动脉瘤检测中的局限。

血流动力学指标在预测 IA 破裂风险中占据着核心地位，其重要性已得到大量研究的证实。计算流体力学（computational fluid dynamics, CFD）已经成为一种研究血流动力学有价值的工具，其基本原理是将临床影像数据经图像分割与网格化处理，在给定边界条件下求解 Navier-Stokes 方程，获得壁面剪切应力（wall shear stress, WSS）、振荡剪切指数（oscillatory shear index, OSI）、流速场及压力场等关键参数，然而，传统 CFD 的计算成本极高，单例患者数据常需数小时乃至数天，严重限制了其临床转化。针对这一瓶颈，物理信息神经网络（physics-informed neural network, PINN）和基于图神经网络（graph neural network, GNN）的替代模型应运而生，PINN 将流体力学控制方程（Navier-Stokes 方程）作为物理约束嵌入神经网络损失函数，使其仅需计算域坐标和稀疏速度测量点即可求解血流动力学场。最新研究显示，PINN 在 4 例不同患者动脉瘤中的速度预测平均相对误差为 6.61%，WSS 预测平均相对误差为 8.58%，而计算时间从传统 CFD 的数小时缩短至数秒^[19]。与此同时，基于 GNN 的框架通过将 CFD 网格表示为图结构，在 105 例患者衍生几何模型上训练后实现了全三维、时间分辨的血流动力学场实时预测，其物理约束增强模型在 50 步滚动预测中的误差较基线降低六倍以上^[20]。

此外，目前多项研究证明瘤壁的炎症反应在 IA 破裂起到了重要作用，高分辨率磁共振成像（high-resolution magnetic resonance imaging, HR-MRI）的管壁成像可通过瘤壁强化评估瘤壁炎症反应从而预测 IA 破裂风险，众多学者基于一系列病理生理-影像对照研究发现，瘤壁强化与炎症细胞浸润聚集有关，通过对瘤壁强化的强化率、IA 与垂体柄的对比度、瘤壁强化指数等测量实现定量测定，可以更客观的获得强化程度从而更准确预测 IA 的破裂风险^[21]。

3 AI 在 IA 精准治疗中的应用

目前在临床上，IA 的治疗方式主要有开颅血管内夹闭及血管内介入治疗，后者具有微创、患者创伤较小、恢复快等特点，因此临床医生更多首选血管介入手术治疗 IA^[22]。

AI 在 IA 血管内治疗中的应用已贯穿术前规划、术中辅助及术后复发评估全流程。

在术前规划方面，基于 AI 的虚拟仿真软件可利用三维血管成像模型模拟血流导向装置等置入物在载瘤血管结构中的释放形态与贴壁情况，辅助术者优化支架尺寸选择，有研究显示，软件模拟的支架长度与术后实际测量值高度一致，且在 AI 辅助下器械成功释放率达 96%、并发症发生率为 4%^[23]；另有研究表明，AI 辅助可缩短手术时间、降低辐射剂量并减少术中矫正操作^[24]。

在术中辅助方面，随着 AI 辅助微导管塑形技术的出现，年轻医生有望在这一新技术的帮助下更好的开展血管内介入手术。Liu 等^[25]进行了一项初步研究，利用 AI 算法自动化模拟过程，并根据 IA 和载瘤动脉结构的数字成像数据确定理想的微导管路径和芯轴形式，从而实现线圈放置的准确性。临床医生根据 AI 生成的模板成型微导管和芯轴，成功完成所有血管内介入手术，无围手术期并发症，无需整形，无反弹发生率，反映了 AI 技术在辅助 IA 微导管塑形方面的可能性。

在术后复发预测方面，深度学习模型已被用于直接预测弹簧圈栓塞术后的 IA 复发。Fujii 等^[26]开展的一项多中心回顾性研究，纳入 154 例接受弹簧圈栓塞治疗的未破裂 IA 患者，开发了结合临床数据和术前术后 TOF-MRA 影像的深度学习模型，结果显示，该联合模型预测复发的曲线下面积达 0.822，敏感性为 0.848，优于仅基于术前影像或临床数据的模型，提示整合多模态数据可提升个体化复发风险预测能力。针对后循环 IA 这一复发率更高的特殊亚群，Növer 等^[27]采用机器学习方法对 229 例患者进行分析，发现年龄、IA 大小、高血压及吸烟史是最重要的复发预测因素，该模型曲线

下面积为 0.74，敏感性 0.76，特异性 0.70；进一步分析还发现，合并多发 IA 及基底动脉定位是术后 6 个月内早期复发的独立危险因素。

除基于影像和临床数据的建模外，亦有研究探索从血流动力学角度预测复发。

Liao 等^[28]利用基于 PointNet 架构的深度神经网络，结合可解释人工智能技术，对 58 例 IA 的术前和术后 CFD 模拟三维血流动力学数据进行分析。该模型不仅可预测栓塞后再通，还通过可视化分析揭示，术前模型中存在明确冲击点的血流注入区域，以及术后血流动力学与栓塞平面的相互作用，是识别复发 IA 的关键三维空间特征，为发现未知预测因子提供了新视角。

4 小结与展望

AI 展示了其在 IA 的自动检测、破裂风险评估、临床治疗及预后评估等方面的巨大潜力，研究重点也不再局限于单一模型，开始构建影像、文本、临床及血流动力学等多源信息深度整合的多模态参数模型，并取得了具有临床转化价值的创新成果。例如基于多模态深度学习的血流导向装置智能辅助决策系统 NeurAneuNet；北京市神经外科研究所则成功转化了整合瘤壁厚度、炎症状态、血流动力学及形态特征的“结构+风险”双层评估模型，该技术已在二十余家医院推广应用，惠及万余例患者^[29]。此外，多模态 MRI 技术也被广泛用于同时评估动脉瘤的形态学、瘤壁病理学及血流动力学特征，为风险分层提供多维信息^[30]。

AI 模型呈现出从“辅助工具”向“精准决策”升级的态势。国内研究机构正积极构建标准化多模态影像数据库与 AI 计算平台，推动智能诊断系统在临床的部署与集成。然而，现有研究多数仍基于回顾性数据，未来亟需开展大规模、多中心的前瞻性验证以提升模型的泛化性与临床可信度，并深化与血流动力学物理规律融合等前沿方向的探索。

未来研究学者可开发多模态 AI 模型，实现 IA 的全自动化检测、分割、状态评估、治疗及预后预测服务，将影像学数据与患者的其他临床病史、实验室指标和既往报告结果整合，有助于医生设计准确且个性化的治疗方案，更可使患者受益。

利益冲突声明：本文所有作者均声明不存在利益冲突

【参考文献】:

- [1] Jin H, Geng J, Yin Y, et al. Fully automated intracranial aneurysm detection and segmentation from digital subtraction angiography series using an end-to-end spatiotemporal deep neural network[J]. J Neurointerv Surg, 2020, 12(10): 1023-1027.
- [2] Nwafor D C, Kirby B D, Ralston J D, et al. Neurocognitive sequelae and rehabilitation after subarachnoid hemorrhage: Optimizing outcomes[J]. J Vasc Dis, 2023, 2(2): 197-211.
- [3] 齐静文, 刘倩, 梅玉倩. 颅内动脉瘤瘤颈参数测算方法与临床应用研究进展[J]. 中国脑血管病杂志, 2024, 21(6): 399-405.
- [4] Park A, Chute C, Rajpurkar P, et al. Deep learning-assisted diagnosis of cerebral aneurysms using the headxnet model[J]. JAMA Netw Open, 2019, 2(6): e195600.
- [5] Shi Z, Miao C, Schoepf UJ, et al. A clinically applicable deep-learning model for detecting intracranial aneurysm in computed tomography angiography images[J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 6090.
- [6] Yang J, Xie M, Hu C, et al. Deep learning for detecting cerebral aneurysms with ct angiography[J]. Radiology, 2021, 298(1): 155-163.

- [7] Sichtermann T, Faron A, Sijben R, et al. Deep learning-based detection of intracranial aneurysms in 3D tof-mra[J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2019, 40(1): 25-32.
- [8] Hu B, Shi Z, Lu L, et al. A deep-learning model for intracranial aneurysm detection on CT angiography images in China: a stepwise, multicentre, early-stage clinical validation study[J]. *Lancet Digit Health*, 2024, 6(4): e261-e271.
- [9] Yang J, Luo M, Xia M, et al. Deep learning for detecting cerebral aneurysms with CT angiography[J]. *Radiology*, 2021, 298(1): 211-218.
- [10] 段新聪, 程哲, 陈奥运, 等. 人工智能及 3D Slicer 可视化技术辅助诊断颅内动脉瘤的临床研究[J]. *中国实用神经疾病杂志*, 2025, (6): 668-672.
- [11] Nakao T, Hanaoka S, Nomura Y, et al. Deep neural network-based computer-assisted detection of cerebral aneurysms in MR angiography[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2018, 47(4): 948-953.
- [12] Ueda D, Yamamoto A, Nishimori M, et al. Deep learning for MR angiography: automated detection of cerebral aneurysms[J]. *Radiology*, 2019, 290(1): 187-194.
- [13] Podgorsak A R, Rava R A, Shiraz Bhurwani M M, et al. Automatic radiomic feature extraction using deep learning for angiographic parametric imaging of intracranial aneurysms[J]. *J Neurointerv Surg*, 2020, 12(4): 417-421.
- [14] Hou X, Wu T, Li D, et al. Enhanced preoperative planning for intracranial aneurysms through multimodal image fusion of silent/time-of-flight magnetic resonance angiography and computed tomography using 3dslicer: A comparative efficacy analysis with computed tomography angiography[J]. *Neurologist*, 2024, 29(6): 343-350.
- [15] Neyazi B, Sandalcioğlu I E, Maslehaty H. Evaluation of the risk of rupture of intracranial aneurysms in patients with aneurysmal subarachnoid hemorrhage according to the phases score[J]. *Neurosurg Rev*, 2019, 42(2): 489-492.
- [16] Zhu W, Li W, Tian Z, et al. Stability assessment of intracranial aneurysms using machine learning based on clinical and morphological features[J]. *Transl Stroke Res*, 2020, 11(6): 1287-1295.
- [17] Chen G, Lu M, Shi Z, et al. Development and validation of machine learning prediction model based on computed tomography angiography-derived hemodynamics for rupture status of intracranial aneurysms: A chinese multicenter study[J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(9): 5170-5182.
- [18] Li P, Liu Y, Zhou J, et al. A deep-learning method for the end-to-end prediction of intracranial aneurysm rupture risk[J]. *Patterns (N Y)*, 2023, 4(4): 100709.

[19] 张雯, 石添鑫, 陈师尧, 等. 基于物理信息神经网络的颅内动脉瘤血流动力学模拟[J]. 医用生物力学, 2025, 40(3): 741-748.

[20] Lanneiongue V, Jeken-Rico P, Goetz A, et al. Physics constrained graph neural network for real time prediction of intracranial aneurysm hemodynamics[J]. npj Digital Medicine, 2026, 9: 212.

[21] 张伊. 磁共振血流和血管壁成像在评估颅内动脉瘤结构相关破裂风险中的应用价值[D]. 郑州大学, 2024

[22] Fargen K M, Soriano-Baron H E, Rushing J T, et al. A survey of intracranial aneurysm treatment practices among united states physicians[J]. J Neurointerv Surg, 2018, 10(1): 44-49.

[23] Ferreira C, Ferreira M Y, Bertani R, et al. Virtual simulation for flow-diverter selection and sizing in the endovascular treatment of intracranial aneurysms: A systematic review and meta-analysis[J]. Interventional Neuroradiology, 2025.

[24] Douri D, Panales P, Riehl B, et al. Predictive accuracy and procedural benefits of software-enhanced flow-diverter planning: A systematic review and meta-analysis[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2026.

[25] Liu C, Shen Y, Wu X, et al. Artificial intelligence-assisted microcatheter shaping for intracranial aneurysm coiling: A preliminary study[J]. Ann Vasc Surg, 2022, 85: 228-236.

[26] Fujii S, Anzai T, Fujita K, et al. Predicting cerebral aneurysm recurrence after coil embolization: A novel deep learning approach using time-of-flight magnetic resonance angiography[J]. Neurol Med Chir (Tokyo), 2026, 66(3): 170-178.

[27] Növer M, Styczen H, Jabbarli R, et al. Prediction of recurrence and rupture risk of ruptured and unruptured intracranial aneurysms of the posterior circulation: A machine learning-based analysis[J]. Diagnostics, 2025, 15(18): 2365.

[28] Liao J, Sakamoto J, Misaki K, et al. Prediction of post-embolization recurrence in internal carotid-posterior communicating aneurysms with Vel-PointNet[J]. J Biomech Sci Eng, 2023, 18(2): 22-00471.

[29] 北京市科学技术委员会. “新型颅内动脉瘤薄弱区评估方法”在京转化[EB/OL]. (2026-03-06). https://kw.beijing.gov.cn/ztlz/kjcgzh/dxal/ggcxl/202603/t20260306_4550914.html.

[30] 付其昌, 张勇, 刘朝, 等. 多模态磁共振成像评估未破脑动脉瘤不稳定状态风险的研究进展[J]. 磁共振成像, 2023, 14(2).

【作者简介】

罗长芸，女，1993-06-01，山东聊城，研究生，医学硕士，潍坊市益都中心医院、医学影像科，初级医师，中枢神经系统影像。

冯强，男，1975-09-27，山东潍坊，研究生，医学博士，潍坊市益都中心医院、医学影像科，主任，主任医师。