

人工智能在急性缺血性脑卒中的应用进展

赵 瑞¹, 赵立波²

¹重庆医科大学第五临床学院, 重庆

²重庆医科大学附属永川医院神经内科, 重庆

收稿日期: 2025年3月28日; 录用日期: 2025年4月24日; 发布日期: 2025年4月30日

摘 要

脑卒中是当代社会人类第二大死因, 每年全球大约有550万人因脑卒中死亡, 尤以缺血性脑卒中最为常见。在我国, 脑卒中是成人致死、致残的首位病因, 给患者及其家庭造成巨大的经济负担。医学影像学在急性脑卒中的诊疗中起到至关重要的辅助作用。随着计算机技术的快速发展, 近年来人工智能广泛应用于医学影像领域, 在缺血性脑卒中的早期筛查、梗死灶识别和缺血半暗带评估、血管闭塞识别、疗效评估和预后预测方面显示出巨大的应用价值。本文旨在讨论人工智能在缺血性脑卒中诊疗中应用及优缺点。

关键词

缺血性脑卒中, 人工智能, 医学影像, CT, MRI

Application Progress of Artificial Intelligence in Acute Ischemic Stroke

Rui Zhao¹, Libo Zhao²

¹The Fifth Clinical College of Chongqing Medical University, Chongqing

²Department of Neurology, Yongchuan Hospital Affiliated to Chongqing Medical University, Chongqing

Received: Mar. 28th, 2025; accepted: Apr. 24th, 2025; published: Apr. 30th, 2025

Abstract

Stroke is the second leading cause of death in contemporary society. There are about 5.5 million people die of stroke in the world every year, especially ischemic stroke. Stroke is the leading cause of adult death and disability in China, which brings huge economic burden to patients and their families. Medical imaging plays an important auxiliary role in the diagnosis and treatment of acute stroke. With the rapid development of computer technology, artificial intelligence has been widely

used in the field of medical imaging in recent years, which has shown great application value in the early screening of ischemic stroke, identification of infarction and ischemic penumbra, identification of vascular occlusion, efficacy evaluation and prognosis prediction. This article aims to discuss the application, advantages and disadvantages of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of ischemic stroke.

Keywords

Ischemic Stroke, Artificial Intelligence, Medical Imaging, CT, MRI

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

卒中是严重危害中国国民健康的重大慢性非传染性疾病,是我国成人致死、致残的首位病因,具有高发病率、高致残率、高死亡率、高复发率、高经济负担五大特点。随着社会人口老龄化及城镇化进程的加速,卒中危险因素流行趋势明显,卒中疾病负担日益增加[1]。如何客观准确地评估急性缺血性脑卒中患者的患病情况,包括梗死部位、病变血管、核心梗死区及缺血半暗带面积等相关信息显得极为重要。人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术是一个快速发展的领域,为快速、高效地成像分析提供了一个具有发展前景的途径[2],在临床上将人工智能技术与CT、MRI等技术相结合,能够更准确地识别疾病,为临床诊疗提供帮助[3]。目前,AI已广泛用于急性缺血性卒中成像,其对梗死灶检测、Alberta卒中项目早期CT评分(Alberta Stroke Program Early CT Score, ASPECTS)分级、大血管闭塞检测、图像分割和病人预后的预测等有重要辅助作用[3]。本文对目前应用于缺血性脑卒中诊断的人工智能技术进行综述,讨论人工智能在缺血性脑卒中辅助诊疗中的优势及不足。

2. AI 概述

人工智能可以广泛地定义为使用机器来替代执行人类认为困难的任务[4]。AI作为计算机技术的一个分支,能够模拟人类的思维模式,通过延伸和扩展智能行为,从而达到提高处理事件的成功率。AI包括计算机视觉、自然语言处理、机器学习(Machine Learning, ML)等技术。其中ML最广泛用于医学影像领域,通过不同的算法对多种影像数据进行分析处理。传统的ML算法包括支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、线性回归、逻辑回归、决策树、随机森林、贝叶斯学习等,目前在科学研究领域被广泛应用[5]。传统的ML算法相对于简单的任务能快速有效地完成,但面对复杂任务时却稍显不足。深度学习(Deep Learning, DL)作为ML的一个新分支,能够通过一种特定的方式大致模仿人类大脑神经元结构与功能[6],从而建立人工神经网络,即卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN),从而达到处理复杂事件的能力。CNN是一种灵活的、数据驱动的方法,能够自动提取非线性特征,是目前神经影像研究的热点[7]。目前已有多种商业AI软件应用于临床,如RAPID软件将CT和MRI灌注图像进行分析,从而得到核心梗死区和缺血半暗带的比色灌注图、Brainomix软件从CTA获取数据快速搜索病变血管并生成侧支循环评估的红橙色色素“热图”、Viz.AI软件不但可以从CTA和CTP快速分析患者病变情况,还可以自动将相关信息发送至急诊科、神经内科及神经介入医师的移动电话,从而缩短患者救治时间,其他AI软件还包括Intelli Space Portal CT Brain Perfusion (ISP)、Vitrea Bayesian、MISar、Olea软件、

Sphere 软件、ColorViz 等。

3. AI 在缺血性脑卒中 CT 平扫中的应用

CT 平扫目前在临床上主要用于区别缺血性脑卒中与出血性脑卒中或其他非缺血性病变,是早期识别患者脑缺血改变的常用手段,具有简单、快捷的特点,但是针对急性缺血性脑卒中患者,其血管闭塞在 24 小时之内,部分患者的脑组织不会表现出严重病变,CT 扫描无法进行有效发现[8]。缺血发生后,受累脑组织含水量每增加 1%,CT 值下降 2.6 HU [9]。及早识别患者是否存在 CT 平扫低密度区,对判断患者是否存在早期脑缺血改变存在重要意义。Abedi [10]等开发了一种人工神经网络模型,该研究以 260 列患者为研究对象,其中包括 130 列为急性缺血性脑卒中患者和 130 例假性卒中患者,结果发现人工神经网络诊断急性缺血性脑卒中的敏感性为 80.0%,特异性为 86.2%,诊断假性脑卒中的敏感性为 85.2%,特异性为 81.1%,诊断准确性明显提升。此研究发现患者早期脑缺血范围是影响治疗效果的独立危险因素,所以说明尽早的发现早期脑缺血改变对患者下一步治疗起到重要作用。ASPECTS 评分可以半定量分析早期脑缺血改变范围,但人为评价存在主观性强、评价误差大及评价不精准等问题。一项关于自动化 ASPECTS 评分商业软件(Rapid ASPECTS)的研究发现[11],以 DWI 上的 ASPECTS 为金标准,结果显示自动化软件基于 CT 平扫的 ASPECTS 分级与金标准之间的一致性($\kappa = 0.9$)高于神经放射医师($\kappa = 0.56\sim 0.57$),在急性缺血性卒中发病 1 h 时,自动化软件的 ASPECTS 分级与金标准之间的一致性较好($\kappa = 0.78$),而在发病 4 h 时,两者之间的一致性更优($\kappa = 0.92$)。对于急性缺血性脑梗死患者,明确梗死体积有利于指导临床治疗方案及预测患者预后。AI 现在已经实现对急性缺血性脑梗死患者 CT 平扫图像中梗死部位体积的测量。另一项研究证实[12]在急性缺血性脑卒中的 CT 平扫影像上基于 CNN 技术分割获得梗死体积,与作为金标准的 DWI 获得的梗死体积之间具有极好的一致性,组内相关系数(Intraclass Correlation Coefficient, ICC)达到 0.88 (最佳 ICC 为 1)。

4. AI 在 CT 血管造影(CT Angiography, CTA)的应用

头颈部 CTA 检查目的是显示颈内动脉(Internal Carotid Artery, ICA)、大脑中动脉(Middle Cerebral Artery, MCA)、大脑前动脉(Anterior Cerebral Artery, ACA)、大脑后动脉(Posterior Cerebral Artery, PCA)、基底动脉(Basilar Artery, BA)和椎动脉(Vertebral Artery, VA),判别本次缺血性卒中相关的责任血管情况,评估侧支循环[13],识别头颈部血管是否存在闭塞、狭窄、斑块、畸形、动脉瘤等情况,为临床治疗提供辅助依据,也为急性缺血性脑卒中病变血管的定位及侧枝循环的评估提供证据支持。将 AI 技术与 CTA 影像相结合,利用计算机的快速运算极大地缩短了病变血管识别、侧枝循环评估的时间,使患者得到更加及时的治疗从而改善预后。Mair 等[14]采用 AI 商业软件(e-CTA)对 668 例任何部位脑梗死患者 CTA 图像进行分析处理,结果显示该软件对血管闭塞识别成功率高于人工识别。Rodrigues 等[15]采用 AI 商业软件(Via.ai)对 610 例卒中病人的 CTA 图像进行探测分析,结果显示该软件对双侧颈内动脉或大脑前、中动脉闭塞的诊断敏感度、特异度和准确度分别为 87.6%、88.5%和 87.9%。Sheth 等[16]利用大脑的对称性研发了 RAPID 软件用于识别 CTA 上的双侧颈内动脉或大脑前、中动脉的闭塞并测量核心梗死体积, RAPID 软件对 179 例病人的核心梗死体积进行了评估,并以 CTP 上的核心梗死体积为金标准,结果显示该软件的准确性与 CTP 相近且 AUC 为 0.88。另一项研究提示[17]通过将三维 CNN 运用到 CTA 上,结果提示检测数据中的所有缺血性病变都被正确地识别,并与手工检测高度对应。卒中患者梗死区域的识别,敏感性为 0.93,特异性为 0.82,且 AUC 为 0.93, Dice 系数最高为 0.61。梁奕等[18]研究显示基于 CNN 的 CerebmlDoc 头颈 CTA 智能辅助诊断系统能准确地自动完成骨骼和血管分割,对主动脉弓、颈动脉、椎动脉及颅内动脉进行精准分割提取,通过连通性生长预测网络(cGPM)算法,修正血管分割误差,避免血

管缺失, 最终完成头颈部 CTA 的血管重建。

5. AI 在 CT 灌注成像(CT Perfusion Imaging, CTP)的应用

CTP 全脑灌注成像在近年来脑血管病的诊断与治疗中应用较为广泛, 可对患者的脑血管病变部位进行更为直观地了解[19]。王思迅等[20]研究提示 CTA 联合 CTP 可进行“一站式”检查在定量分析患者病灶范围、程度的基础上还可对患者供血动脉基本情况作出评价。以前临床医师多采用定性来评估梗死核心和缺血半暗带, 此方法较为传统, 定义脑血流量(CBF)减低且脑血容量(CBV)减低的区域为梗死核心, CBF 减低 CBV 正常的区域为缺血半暗带, 此方式虽然简便、快速, 但受评价医师主观影响大, 且无法客观定量患者缺血程度。AI 可通过测量 CT 灌注的各项参数, 从而快速、准确的量化患者核心梗死区及缺血半暗带的体积。通过对核心梗死区及缺血半暗带的量化分析发现梗死核心表现为相对 CBF < 30%, 缺血半暗带表现为残余功能达峰时间(Tmax) > 6 s。Murry 等[21]研究提示 RAPID 软件能根据在 2 min 内快速识别核心梗死区及缺血半暗带的闭塞灌注图像, 对于 CT 图像, 快速预测取栓后梗死核心体积的准确率为 83%。Kasasbeh 等[22]研究显示基于 CTP 和临床资料使用 CNN 构建模型以预测急性缺血性卒中病人的核心梗死体积, 同样使用 DWI 作为金标准, 结果显示单纯 CTP 组的 AUC 为 0.85, CTP 结合临床资料的 AUC 为 0.87, 最大 Dice 系数为 0.48。这些研究结果均提示 AI 与 CTP 相结合可以准确的评估缺血性脑卒中患者核心梗死区及缺血性半暗带体积。另一方面, 虽然目前 AI 能自动计算出核心梗死区及缺血半暗带体积, 但有文献报道, 急性缺血性脑卒中患者 RAPID CT 灌注软件有可能导致高估梗死核心, 其中有 14% 的患者高估的梗死核心体积 > 10 ml, 被高估的梗死核心主要位于脑白质区, 推测可能是发生脑缺血改变时脑白质与灰质 CBF 改变不同导致的[23]。

6. AI 在缺血性脑卒中 MRI 的应用

多模式磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)已广泛应用于 AIS 的诊断、治疗[24], 其中 DWI 作为一种反映水分子弥散特性的成像技术[25], 被广泛应用于判断急性脑卒中患者最终梗死体积, DWI 高信号且表观弥散系数(Apparent Diffusion Coefficient, ADC)值减低的区域代表梗死的脑组织。Kim 等[26]研究纳入 296 例急性缺血性脑卒中患者作为训练集, 以专业医师手动勾选 DWI 高信号区域作为金标准, 利用 CNN 构建 U-net 模型, 又纳入 134 例急性缺血性脑卒中患者作为验证集, 对比了 U-net 模型与 RAPID 软件(采用 ADC 阈值法)对梗死体积分和定量的能力, 结果发现 U-net 模型的分割结果与专家的手动分割结果之间具有高度一致性, ICC 高达 1.0, 该研究表明人工智能可以自动计算出梗死体积。但仍有不同的文献报道显示 AI 通过 DWI 计算梗死体积存在算法稳定性差异, Dice 系数由 0.67~1.0 不等, 如在 Bouts 等[27]的研究中采用 5 种 DL 算法, 发现广义线性模型在检测 PWI 缺血半暗带中的表现最好, Dice 系数为 0.79。Wu 等[28]利用 3DCNN 对多中心的 DWI 数据上急性缺血性病灶进行分割, 并将结果与人工测量的病灶体积比较, 发现两者之间相关性极好(相关系数为 0.92)。这些研究提示需要增加 AI 算法的稳定性及泛化能力[28]-[30]。

综上所述, 通过将多种神经影像与 AI 相结合, 有助于在临床上提高急性缺血性脑卒中的诊断准确性, 降低误诊率, 缩短完善检查所花费的时间, 更好地为患者制定诊疗方案, 从而改善患者预后。但 AI 技术仍存在一定局限性, 首先, AI 在陈旧性脑梗死的识别上缺乏准确性。其次, 现在应用的 AI 技术多集中在前循环, 缺乏对后循环方面的研究。且 AI 模型的建立需建立在大量临床资料训练的基础上, 如何得到符合要求的数据是一大难点, 目前也有一些相应的解决方法, 如成像方法的标准化和开源数据收集可以解决数据集的问题; 更多的训练数据、正则化和批量归一化可以缓解过拟合[7]。相信随着计算机技术的发展, AI 技术能得到极大提升, 从而为临床诊疗提供更可靠的依据。

参考文献

- [1] 《中国脑卒中防治报告》编写组. 《中国脑卒中防治报告 2020》概要[J]. 中国脑血管病杂志, 2022, 19(2): 136-144.
- [2] Soun, J.E., Chow, D.S., Nagamine, M., Takhtawala, R.S., Filippi, C.G., Yu, W., *et al.* (2020) Artificial Intelligence and Acute Stroke Imaging. *American Journal of Neuroradiology*, **42**, 2-11. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a6883>
- [3] 陈晓宇, 王希明. 人工智能在急性缺血性脑卒中成像中的应用进展[J]. 国际医学放射学杂志, 2022, 45(4): 444-448.
- [4] Zaharchuk, G. and Davidzon, G. (2021) Artificial Intelligence for Optimization and Interpretation of PET/CT and PET/MR Images. *Seminars in Nuclear Medicine*, **51**, 134-142. <https://doi.org/10.1053/j.semnuclmed.2020.10.001>
- [5] Zaharchuk, G., Gong, E., Wintermark, M., Rubin, D. and Langlotz, C.P. (2018) Deep Learning in Neuroradiology. *American Journal of Neuroradiology*, **39**, 1776-1784. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a5543>
- [6] Shinohara, Y., Takahashi, N., Lee, Y., Ohmura, T. and Kinoshita, T. (2019) Development of a Deep Learning Model to Identify Hyperdense MCA Sign in Patients with Acute Ischemic Stroke. *Japanese Journal of Radiology*, **38**, 112-117. <https://doi.org/10.1007/s11604-019-00894-4>
- [7] 鲁君, 张归玲, 朱文珍. 人工智能在缺血性脑卒中影像中的应用进展[J]. 中国医学影像学杂志, 2022, 30(4): 396-400.
- [8] 黄聪雯, 洪建斌, 许启仲, 等. CT 平扫和 MRI 检查在诊断急性缺血性脑卒中的效果对比[J]. 现代医用影像学, 2017, 26(3): 701-702, 705.
- [9] 於帆, ARMAN SHA, 张苗, 等. 人工智能在急性缺血性脑卒中影像的研究进展[J]. 中华老年心脑血管病杂志, 2023, 25(3): 334-336.
- [10] Abedi, V., Goyal, N., Tsivgoulis, G., Hosseinichimeh, N., Hontecillas, R., Bassaganya-Riera, J., *et al.* (2017) Novel Screening Tool for Stroke Using Artificial Neural Network. *Stroke*, **48**, 1678-1681. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.117.017033>
- [11] Guberina, N., Dietrich, U., Radbruch, A., Goebel, J., Deuschl, C., Ringelstein, A., *et al.* (2018) Detection of Early Infarction Signs with Machine Learning-Based Diagnosis by Means of the Alberta Stroke Program Early CT Score (ASPECTS) in the Clinical Routine. *Neuroradiology*, **60**, 889-901. <https://doi.org/10.1007/s00234-018-2066-5>
- [12] Sales Barros, R., Tolhuisen, M.L., Boers, A.M., Jansen, I., Ponomareva, E., Dippel, D.W.J., *et al.* (2019) Automatic Segmentation of Cerebral Infarcts in Follow-Up Computed Tomography Images with Convolutional Neural Networks. *Journal of NeuroInterventional Surgery*, **12**, 848-852. <https://doi.org/10.1136/neurintsurg-2019-015471>
- [13] 国家卫生健康委员会脑卒中防治工程委员会神经影像专业委员会, 中华医学会放射学分会神经学组. 脑血管病影像规范化应用中国指南[J]. 中华放射学杂志, 2019, 53(11): 916-940.
- [14] Mair, G., White, P., Bath, P.M., Muir, K., Martin, C., Dye, D., *et al.* (2023) Accuracy of Artificial Intelligence Software for CT Angiography in Stroke. *Annals of Clinical and Translational Neurology*, **10**, 1072-1082. <https://doi.org/10.1002/acn3.51790>
- [15] Rodrigues, G., Barreira, C.M., Bouslama, M., Haussen, D.C., Al-Bayati, A., Pisani, L., *et al.* (2021) Automated Large Artery Occlusion Detection in Stroke: A Single-Center Validation Study of an Artificial Intelligence Algorithm. *Cerebrovascular Diseases*, **51**, 259-264. <https://doi.org/10.1159/000519125>
- [16] Sheth, S.A., Lopez-Rivera, V., Barman, A., Grotta, J.C., Yoo, A.J., Lee, S., *et al.* (2019) Machine Learning-Enabled Automated Determination of Acute Ischemic Core from Computed Tomography Angiography. *Stroke*, **50**, 3093-3100. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.119.026189>
- [17] Öman, O., Mäkelä, T., Salli, E., Savolainen, S. and Kangasniemi, M. (2019) 3D Convolutional Neural Networks Applied to CT Angiography in the Detection of Acute Ischemic Stroke. *European Radiology Experimental*, **3**, Article No. 8. <https://doi.org/10.1186/s41747-019-0085-6>
- [18] 梁奕, 柳柏玉, 杨威威, 等. 人工智能在头颈部 CTA 中的应用价值[J]. 医学影像学杂志, 2022, 32(10): 1824-1826.
- [19] 吴彬彬, 余永强. CTP 全脑灌注成像参数与 Hcy 的相关性及对缺血性脑卒中的诊断[J]. 影像科学与光化学, 2022, 40(5): 1269-1273.
- [20] 王思迅, 陆东, 李婕, 等. 应用 CT 脑 CTP 联合头颈 CTA 诊断缺血性脑卒中的临床价值[J]. 中国 CT 和 MRI 杂志, 2022, 20(9): 11-12.
- [21] Murray, N.M., Unberath, M., Hager, G.D. and Hui, F.K. (2019) Artificial Intelligence to Diagnose Ischemic Stroke and Identify Large Vessel Occlusions: A Systematic Review. *Journal of NeuroInterventional Surgery*, **12**, 156-164. <https://doi.org/10.1136/neurintsurg-2019-015135>
- [22] Kasasbeh, A.S., Christensen, S., Parsons, M.W., Campbell, B., Albers, G.W. and Lansberg, M.G. (2019) Artificial Neural

- Network Computer Tomography Perfusion Prediction of Ischemic Core. *Stroke*, **50**, 1578-1581. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.118.022649>
- [23] Hoving, J.W., Marquering, H.A., Majoie, C.B.L.M., Yassi, N., Sharma, G., Liebeskind, D.S., *et al.* (2018) Volumetric and Spatial Accuracy of Computed Tomography Perfusion Estimated Ischemic Core Volume in Patients with Acute Ischemic Stroke. *Stroke*, **49**, 2368-2375. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.118.020846>
- [24] 王彦平, 李鑫, 张玉强, 等. 多模式 MRI 在急性缺血性脑卒中患者行溶栓治疗中的指导作用[J]. 现代科学仪器, 2023, 40(2): 91-95.
- [25] 魏晓辉, 杨小飞, 黄煜, 等. DWI 在急性缺血性脑卒中中的临床应用[J]. 西部中医药, 2015, 28(6): 152-153.
- [26] Kim, Y., Lee, J., Yu, I., Song, H., Baek, I., Seong, J., *et al.* (2019) Evaluation of Diffusion Lesion Volume Measurements in Acute Ischemic Stroke Using Encoder-Decoder Convolutional Network. *Stroke*, **50**, 1444-1451. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.118.024261>
- [27] Bouts, M.J., Tiebosch, I.A., van der Toorn, A., Viergever, M.A., Wu, O. and Dijkhuizen, R.M. (2013) Early Identification of Potentially Salvageable Tissue with MRI-Based Predictive Algorithms after Experimental Ischemic Stroke. *Journal of Cerebral Blood Flow & Metabolism*, **33**, 1075-1082. <https://doi.org/10.1038/jcbfm.2013.51>
- [28] Wu, O., Winzeck, S., Giese, A., Hancock, B.L., Etherton, M.R., Bouts, M.J.R.J., *et al.* (2019) Big Data Approaches to Phenotyping Acute Ischemic Stroke Using Automated Lesion Segmentation of Multi-Center Magnetic Resonance Imaging Data. *Stroke*, **50**, 1734-1741. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.119.025373>
- [29] Winzeck, S., Mocking, S.J.T., Bezerra, R., Bouts, M.J.R.J., McIntosh, E.C., Diwan, I., *et al.* (2019) Ensemble of Convolutional Neural Networks Improves Automated Segmentation of Acute Ischemic Lesions Using Multiparametric Diffusion-Weighted MRI. *American Journal of Neuroradiology*, **40**, 938-945. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a6077>
- [30] Zhang, R., Zhao, L., Lou, W., Abrigo, J.M., Mok, V.C.T., Chu, W.C.W., *et al.* (2018) Automatic Segmentation of Acute Ischemic Stroke from DWI Using 3-D Fully Convolutional DenseNets. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **37**, 2149-2160. <https://doi.org/10.1109/tmi.2018.2821244>