

· 综 述 · doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2025.03.034

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20250208.1138.020\(2025-02-08\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20250208.1138.020(2025-02-08))人工智能在脑血管介入诊疗中的研究进展^{*}韩文锐,李明昌[△]

(武汉大学人民医院神经外科,武汉 430060)

[摘要] 随着人工智能的日益成熟,在脑血管介入诊疗中应用人工智能的临床案例数正在日益增加。作者检索了自 2011 年至今发表的相关文献后,对迄今为止人工智能于脑血管介入诊疗中的应用进展进行了初步总结。人工智能于介入诊疗的应用呈现算法多元化的趋势,但是大多数应用集中于术前,部分与术后相关,应用于术中的较少。对于未来算法开发方向,主流学者大多聚焦于构建术中自动化决策模型和开发低年资介入医生培训算法。人工智能于脑血管介入方面无疑具有广阔的应用前景。

[关键词] 人工智能;计算机辅助疗法;脑卒中;介入治疗

[中图分类号] R541 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2025)03-0755-05

Research progress on artificial intelligence for cerebrovascular interventional diagnosis and therapy^{*}HAN Wenrui, LI Mingchang[△]

(Department of Neurosurgery, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan, Hubei 430060, China)

[Abstract] With the increasing maturity of artificial intelligence (AI), the number of clinical cases applying AI in cerebrovascular interventional diagnosis and treatment has been progressively increasing. After reviewing relevant literature published since 2011, this article provides a preliminary summary of AI applications in cerebrovascular interventional diagnosis and treatment to date. Current AI applications in this field predominantly focus on preoperative planning, with some postoperative applications and limited intraoperative applications, while demonstrating diversified algorithmic approaches. For future algorithm development, mainstream scholars predominantly focus on constructing intraoperative automated decision-making models and developing training algorithms for junior interventional physicians. AI undoubtedly holds broad application prospects in cerebrovascular interventional procedures.

[Key words] artificial intelligence; computer-assisted therapy; stroke; interventional therapy

随着人工智能相关理论的突破与数据量的积累,人工智能的应用场景正在逐渐扩大。虽然现有的人工智能技术远远达不到真正人类智能的水准,但是人工智能算法的组合已经可以解决较为复杂或烦琐的单个问题。

脑血管介入诊疗是一项学科交叉性极强的脑血管病防治手段,同时也是一项对术者及相关配套设备要求较高的临床诊疗项目。由于脑血管介入的诊疗过程基本上在病变血管腔内进行,涉及的不可控因素较多,安全性仍然有待商榷,推广脑血管介入诊疗面临着一系列困难,限制了脑血管介入诊疗的开展。近年来,越来越多人工智能在脑血管介入诊疗方面的尝试与应用相继报道,具体应用包含:辅助医生进行术前评估、术中导航及术后监控^[1-7]。同时,人工智能模型的可解释性也为推动临床脑血管介入理论与实践

的发展提供了一个新的视角,人工智能模型的开发与应用必将成为脑血管乃至整个临床神经外科向前发展的重要推动力。本文综述了人工智能算法在脑血管介入诊疗中的应用研究,旨在为这一领域的算法开发提供新的思路,推动技术的进步和临床应用的落地。

1 人工智能

1.1 人工智能概述

人工智能是指使机器人具有“人类智能”,即让机器的行为看起来就像人类的行为一样^[8]。这里对“人类智能”的定义仍然在学界有争论,但是主流观点认为“人类智能”是指人类知识与智力的综合。阿兰·图灵(Alan Turing)为了解决“智能”的定义问题,提出了著名的图灵测试^[9],这使得人工智能的研究开始进入系统化。目前,人工智能算法涉及的领域包括感知

(计算机视觉和语音信息处理)^[10]、语言(自然语言处理)、决策(规划和数据挖掘)^[11]等各个方面。

1.2 人工智能模型的基本术语

人工智能模型的训练、测试和应用都需要大量数据的支撑,一组数据的集合被称为数据集(data set)^[12]。如果这组数据是用于模型训练,则被称为训练集(training set)。数据集中的元素则被称为示例(instance)^[13],其本身也是一系列数据的集合,这些数据可以称为属性(attribute value)^[8]。如果按照训练集有无标记来分类,大部分人工智能算法模型可以分为监督学习(supervised learning)和无监督学习(unsupervised learning):前者可以根据训练集的标记来对现实世界的的数据提供输出,代表算法包括分类和回归;后者仅依靠训练集的数据,实现分类,代表算法为聚类。

1.3 主流人工智能模型

由于人工智能理论在最近 20 年得到了长足的发展,各种模型层出不穷,包括线性回归^[14]、决策树^[12]、人工神经网络与深度学习^[5-6]、支持向量机、贝叶斯分类器、K 近邻学习^[15-16]在内的人工智能模型得到了广泛应用。其中,人工神经网络由于其强大的性能与简便的训练过程,在大量算法中脱颖而出。深度学习是在人工神经网络的基础上发展起来的,但是深度学习模型训练需要具有强大图形处理性能的计算机乃至超级计算机来进行训练,一般的家用电脑难以在可接受的时间内完成较为复杂的深度学习模型的训练,这也是神经网络计算机模型起步早却发展慢的重要原因之一。需要注意的是,计算机神经网络模型仅仅是对生物神经网络的抽象与简化,不能简单将之与生物神经网络等同。

2 人工智能模型训练

2.1 模型训练流程

人工智能模型的训练主要分为数据收集与清洗、算法模型选择、模型训练、模型结果评估等步骤。这些步骤的完成情况对最终人工智能模型训练结果都有重大影响。模型结果评估的核心问题包括:(1)使用样例训练的模型在现实世界的表现情况;(2)如何从不同的模型中挑选在现实世界中表现最好的模型。为了解决上述问题,研究人员提出了错误率(error rate)^[1]、准确率(accuracy)^[17]、受试者工作特征(receiver operating characteristic,ROC)曲线^[7]等指标来预测现实世界中训练模型的表现情况,进而据此比较和挑选模型。

2.2 人工智能模型选择与训练

人工智能模型的选择是训练前的重要工作。人工智能模型的选择不仅包含算法,而且包含对所选算法的预先组合与对模型参数的适当调节。这个过程依赖于:(1)数据集的规模大小;(2)学习器对于决策速度、决策准确率的偏重情况;(3)对模型学习时间的支持力度^[12-13]。以上问题的答案会极大地帮助研究

人员挑选合适的模型。

人工智能模型的训练是决定模型结果能否实现预期的重要一环。从理论上,模型可能会学得某些“局部规律”,导致模型结果与真实世界之间产生差异。需要注意的是,测试集可以进一步划分为验证集(validation set)来帮助参数调节和模型选择。

2.3 人工智能模型结果评估

为了定量衡量学习器的泛化性能,研究人员引入了性能度量。由于监督学习和无监督学习存在差异性,其性能度量也存在着差异。任务需求是影响性能度量的一个重要指标,算法与数据对性能度量并不起决定性影响。

3 人工智能于脑血管介入诊疗方向应用

3.1 人工智能在脑血管病病因学的应用

病因学是脑血管介入诊疗应用人工智能的主要方向之一。病因学研究可以在入院后借助患者病史等资料快速进行分类,避免患者无效的时间耗费;也可以通过聚类算法帮助分析临床意外的产生原因,协助临床医生分析该病的流行病学特征^[18]。

3.1.1 缺血性脑血管病病因学研究

由于疾病病因分型对于缺血性脑血管病的治疗与预后有极大影响,目前人工智能的研究大多聚焦于该方面。主要的实现方法是基于标记影像数据或电子健康记录(electronic health record,EHR)自动预测预后风险。LEE 等^[4]使用来自 2 家学术医院的 2 039 例非隐源性急性缺血性脑卒中患者的 HER 建立了病因学预测模型“StrokeClassifier”,并采用血管神经科医生审查的多参数重症监护数据库(Medical Information Mart for Intensive Care,MIMIC)-III 数据集的 406 例出院摘要进行了外部验证。该模型在多类分类中实现了 0.74 的平均交叉验证准确度和 0.74 的加权 F1-score,将隐源性诊断从 25.2%降低至 7.2%。LIU 等^[7]的研究开发了基于颈动脉超声影像组学的列线图模型,用于预测 2 型糖尿病患者的缺血性脑卒中风险。结果表明,结合影像组学评分和临床变量的组合模型具有最高的预测准确度和应用价值。

3.1.2 出血性脑血管病病因学研究

出血性脑卒中的研究主要集中在基于深度学习预测动脉瘤生长速度和破裂风险,而这一目标的实现主要是基于脑血管分割算法和分类算法的结合^[19]。NADER 等^[2]基于 3D U-net 和 3D CNN 分割算法尝试探寻不同大小颅内动脉瘤的生长演变因素。他们从包含 2 500 例颅内动脉瘤患者磁共振血管成像(magnetic resonance angiography,MRA)-时间飞跃法(time of flight,TOF)中随机选择了 148 张图像,将 118 张 MRA-TOF 图像用于训练,30 张图像被保留作为独立的测试数据集,基于 3D U-net 和 3D CNN 算法训练出感兴趣血管分叉(bifurcation of interest,BoI)自动识别模型。模型评估的结果显示,预测的准确性最高可达 0.935 0,F1-score 达到 0.921 3。

NISHI 等^[20]的研究则着眼于实现基于脑血管造影数据的自动动脉瘤分割模型,使用 889 例患者的脑血管造影数据进行模型开发和验证,结果显示,该模型能够准确评估脑动脉瘤的形态特征,在动脉瘤分割和形态参数计算方面具有较高的准确性。

3.2 人工智能在神经影像学方面的应用

人工智能在脑血管介入相关神经影像学的应用是热门研究方向之一。人工智能能通过大数据分析神经影像学资料并进行深度学习,以提高神经影像学方面的诊断能力。目前,相当一部分研究均集中于该方向^[21-24]。

3.2.1 修复与增强影像学图像

脑血管介入诊疗的高风险性对于模型产生假阴性预测结果的容忍度较低^[25]。为了尽量降低假阴性率,有必要对影像数据进行图像修复与增强。WANG 等^[26]的研究提出了 DBSE-Net 模型,通过双分支分离与融合机制实现弱特征自适应提取,从而在未用灌注剂的情况下准确预测出血性转化风险。DBSE-Net 利用轻量化编码结构和关键帧选择算法,增强了非对比 CT 图像的弱特征,使其在图像增强方面表现出色。

3.2.2 辅助医生术中决策

近年来,部分研究人员将主要的研究方向转移到以神经影像学为主、综合多种数据为术中决策提出参考意见。NIE 等^[27]开发了一种基于混合机器学习方法的新型风险分层系统,用于预测急性缺血性脑卒中患者在血管内治疗(endo vascular therapy, EVT)后的无效再通。通过在多中心前瞻性队列中验证和比较模型,该系统展示了优于现有模型和评分系统的预测能力,并被转化为名为“RESCUE-FR Index”的网络应用程序。与其他模型和评分系统比较,该模型表现出卓越的辨别能力[ROC 曲线下面积(area under the curve, AUC)为 0.80, 95%CI: 0.73~0.87],可为个体化风险预测提供支持,有助于在 EVT 过程中遵循临床实践指南并进行共享决策,优化候选者选择和预后评估。CHANG 等^[28]则利用从高分辨率 MRI 中提取的影像组学特征,构建支持向量机模型,以预测脑静脉窦血栓患者对药物治疗的反应并确定其是否适合 EVT,优化术中决策。该模型在验证集中的灵敏度为 0.917,特异度为 0.969,ROC AUC 为 0.992。KELLY 等^[29]训练了一种深度学习模型,该模型利用数字减影血管造影视频来识别大血管闭塞(large vessel occlusion, LVO)、确定闭塞位置及评估血栓切除术的效果。研究表明,该模型在识别 LVO 方面具有 100%的灵敏度和 91.67%的特异度,并能准确分类颈内动脉、M1 和 M2 分支的闭塞位置。通过术后数字减影血管造影视频,模型在识别颈内动脉、M1 和 M2 分支的成功再灌注率方面分别达到了 100%、88%和 35%。此模型在预后评估中,通过提供快速、客观的血栓切除术效果判定(ROC AUC=0.71),辅助临床决策,提高治疗效果。

3.3 人工智能在临床预后评估中的应用

现阶段脑血管介入治疗主要是由医生通过临床检验与检查数据进行综合评估,进而在此基础上做出相关决策。近年来,由于计算机算力的重大提升,临床上开始初步尝试使用人工智能模型替代医生进行患者预后评估^[30-33]。

PALIWAL 等^[34]收集了 84 例使用支架治疗颅内动脉瘤患者的临床资料与预后评估并建立了数据集,随后利用线性回归、支持向量机、K 近邻、神经网络算法构建出预测模型。模型输出结果中,神经网络算法的 ROC AUC 最高(0.967),其余算法的 ROC AUC 也都>0.9。但是由于患者数量较少,模型的泛化能力存疑。SAMPEDRO-GOMEZ 等^[35]收集了 263 例具有完整影像学资料、接受支架置入术的患者作为数据集,属性包括人口统计学数据、临床数据和血管造影数据。该研究同时建立了基于决策树、支持向量机、线性回归及上述算法变体等 6 个算法的模型,最终挑选出基于极限随机树(extremely randomized trees, ERT)算法的模型,其准确率-召回率曲线的 AUC 最高可达 0.46。HAMANN 等^[36]收集了 222 例 LVO 患者(闭塞段均位于大脑中动脉 M1 段,且均在发病 6 h 内接受了机械取栓术)的影像学资料和康复评分等临床资料构建数据集,基于随机森林算法、logistic 回归和人工神经网络等算法训练了多个模型。结果虽略劣于专家预测的结果,但是远强于临床常用的血管事件总体健康风险(totaled health risks in vascular events, THRIVE)等评分。虽然目前在脑血管介入治疗领域中还不够成熟,但是可以利用人工智能训练效率高的优点,从脑血管介入手术流程化、机械化且较为安全的操作入手,利用人工智能模型操作脑血管介入手术机器人,逐步使用人工智能替代临床医生。当然,人工智能模型也存在拟合程度难以控制、部分模型训练结果不完全可靠等问题,需要在训练中结合实际作相应调整。

4 小结与展望

随着大数据时代的开始与计算机性能的指数式增长,人工智能模型应用逐渐拉开帷幕。与此同时,脑血管介入也在借由计算机技术支撑的神经影像学、临床电子病历系统等飞速发展^[37]。目前,关于脑血管介入的研究大多都集中于手术前患者分类或手术后患者预后评估和治疗方案制订上,术中相关的应用研究由于缺乏必要的硬件支持及复杂的伦理风险,仍然存在相当一部分需要解决的困难^[38]。脑血管介入相关模型大多都集中于基于影像开发模型,对于 EHR、一般检验数据、病理数据和组学测序数据的多模态融合则较少关注,有待进一步研究。此外,由于缺乏强有力的数据共享机制,脑血管介入模型的泛化能力普遍不尽如人意^[39]。在硬件和软件两方面均逐步完备的前提下,借助临床脑血管介入实践中收集到的海量数据,人工智能在脑血管介入方面无疑具有广阔的应

用前景。

参考文献

- [1] AUGER C A,PEROSA V,GREENBERG S M, et al. Cortical superficial siderosis is associated with reactive astrogliosis in cerebral amyloid angiopathy[J]. *J Neuroinflamm*, 2023, 20(1): 195.
- [2] NADER R,BOURCIER R,AUTRUSSEAU F. Using deep learning for an automatic detection and classification of the vascular bifurcations along the circle of Willis[J]. *Med Image Anal*, 2023, 89:102919.
- [3] THANELLAS A,PEURA H,LAVINTO M, et al. Development and external validation of a deep learning algorithm to identify and localize subarachnoid hemorrhage on CT scans [J]. *Neurology*, 2023, 100(12):1257-1266.
- [4] LEE H J,SCHWAMM L H,SANSING L H, et al. StrokeClassifier: ischemic stroke etiology classification by ensemble consensus modeling using electronic health records [J]. *NPJ Digit Med*, 2024, 7(1):130.
- [5] CHEN Y,WANG Y,PHUAH C-L, et al. Toward automated detection of silent cerebral infarcts in children and young adults with sickle cell anemia[J]. *Stroke*, 2023, 54(8):2096-2104.
- [6] LIU Y, YU Y, OUYANG J, et al. Functional outcome prediction in acute ischemic stroke using a fused imaging and clinical deep learning model[J]. *Stroke*, 2023, 54(9):2316-2327.
- [7] LIU Y, KONG Y, YAN Y, et al. Explore the value of carotid ultrasound radiomics nomogram in predicting ischemic stroke risk in patients with type 2 diabetes mellitus[J]. *Front Endocrinol*, 2024, 15:1357580.
- [8] 李静尧,邱阳,王海东. 人工智能技术在肺癌临床诊疗中的应用与展望[J]. *重庆医学*, 2024, 53(7):961-964.
- [9] 马婷,张海洪. 医疗人工智能的“图灵测试”:路在何方[J]. *医学与哲学*, 2020, 41(20):8-13.
- [10] LI Y,IWAMOTO Y,LIN L, et al. VolumeNet: a lightweight parallel network for super-resolution of MR and CT volumetric data[J]. *IEEE Trans Image Proc*, 2021, 30:4840-4854.
- [11] LVD M. Visualizing data using t-SNE [J]. *J Mach Learn Res*, 2008, 9(86):2579-2605.
- [12] BRUGNARA G, ENGEL A, JESSER J, et al. Cortical atrophy on baseline computed tomography imaging predicts clinical outcome in patients undergoing endovascular treatment for acute ischemic stroke[J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(2):1358-1366.
- [13] LUO W, PHUNG D, TRAN T, et al. Guidelines for developing and reporting machine learning predictive models in biomedical research: a multidisciplinary view[J]. *J Med Int Res*, 2016, 18(12):e323.
- [14] SONG H, YANG S, YU B, et al. CT-based deep learning radiomics nomogram for the prediction of pathological grade in bladder cancer: a multicenter study[J]. *Cancer Imaging*, 2023, 23(1): 89.
- [15] JI H, HAN Y, DANYANG J, et al. Decoding the biology and clinical implication of neutrophils in intracranial aneurysm[J]. *Ann Clin Transl Neurol*, 2024, 11(4):958-972.
- [16] JI H, LI Y, SUN H, et al. Decoding the cell atlas and inflammatory features of human intracranial aneurysm wall by single-cell RNA sequencing [J]. *J Am Heart Assoc*, 2024, 13(5):e032456.
- [17] HU P, ZHOU H, YAN T, et al. Deep learning-assisted identification and quantification of aneurysmal subarachnoid hemorrhage in non-contrast CT scans: development and external validation of Hybrid 2D/3D UNet [J]. *NeuroImage*, 2023, 279:120321.
- [18] BAEK J, KIM B M, KIM D J, et al. Preprocedural determination of an occlusion pathomechanism in endovascular treatment of acute stroke: a machine learning-based decision [J]. *J Neurointerv Surg*, 2023, 15(e1):2-8.
- [19] AUTRUSSEAU F, NADER R, NOURI A, et al. Toward a 3D arterial tree bifurcation model for intra-cranial aneurysm detection and segmentation[EB/OL]. (2022-11-29) [2024-05-19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9956393>.
- [20] NISHI H, CANCELLIERE N M, RUSTICI A, et al. Deep learning-based cerebral aneurysm segmentation and morphological analysis with three-dimensional rotational angiography [J]. *J Neurointerv Surg*, 2024, 16(2):197-203.
- [21] WANG Y, YAN G, ZHU H, et al. VC-Net: deep volume-composition networks for segmentation and visualization of highly sparse and noisy image data [EB/OL]. (2020-10-13) [2024-05-19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9222053>.
- [22] ZHANG Y, WU J, LIU Y, et al. MI-UNet:

- multi-inputs UNet incorporating brain parcel-lation for stroke lesion segmentation from T1-weighted magnetic resonance images [EB/OL]. (2020-05-22) [2024-05-19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9099078>.
- [23] ZHU H, TONG D, ZHANG L, et al. Temporally downsampled cerebral CT perfusion image restoration using deep residual learning[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2020, 15(2): 193-201.
- [24] QUANDT F, FLOTTMANN F, MADAI V I, et al. Machine learning-based identification of target groups for thrombectomy in acute stroke [J]. *Transl Stroke Res*, 2023, 14(3): 311-321.
- [25] JANG J H, CHOI J, ROH H W, et al. Deep learning approach for imputation of missing values in actigraphy data: algorithm development study[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2020, 8(7): e16113.
- [26] WANG Z, LIU Z, LI S. Weak lesion feature extraction by dual-branch separation and enhancement network for safe hemorrhagic transformation prediction[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2022, 97: 102038.
- [27] NIE X, YANG J, LI X, et al. Prediction of futile recanalisation after endovascular treatment in acute ischaemic stroke: development and validation of a hybrid machine learning model[J]. *Stroke Vasc Neurol*, 2024, 9(6): 631-639.
- [28] CHANG Y Z, ZHU H Y, SONG Y Q, et al. High-resolution magnetic resonance imaging-based radiomic features aid in selecting endovascular candidates among patients with cerebral venous sinus thrombosis[J]. *Thrombosis J*, 2023, 21(1): 116.
- [29] KELLY B, MARTINEZ M, DO H, et al. DEEP MOVEMENT: deep learning of movie files for management of endovascular thrombectomy [J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(8): 5728-5739.
- [30] KAPPELHOF N, RAMOS L A, KAPPELHOF M, et al. Evolutionary algorithms and decision trees for predicting poor outcome after endovascular treatment for acute ischemic stroke [J]. *Comput Biol Med*, 2021, 133: 104414.
- [31] FAN H, SU P, HUANG J, et al. Multi-band MR fingerprinting (MRF) ASL imaging using artificial-neural-network trained with high-fidelity experimental data [J]. *Magn Reson Med*, 2021, 85(4): 1974-1985.
- [32] LIU H, NAI Y H, SARIDIN F, et al. Improved amyloid burden quantification with nonspecific estimates using deep learning[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 48(6): 1842-1853.
- [33] SOMEEH N, ASGHARI J M, SHAMSHIRGARAN S M, et al. The outcome in patients with brain stroke: a deep learning neural network modeling[J]. *J Res Med Sci*, 2020, 25: 78.
- [34] PALIWAL N, JAISWAL P, TUTINO V M, et al. Outcome prediction of intracranial aneurysm treatment by flow diverters using machine learning[J]. *Neurosurg Focus*, 2018, 45(5): E7.
- [35] SAMPEDRO-GOMEZ J, DORADO-DIAZ P I, VICENTE-PALACIOS V, et al. Machine learning to predict stent restenosis based on daily demographic, clinical, and angiographic characteristics[J]. *Can J Cardiol*, 2020, 36(10): 1624-1632.
- [36] HAMANN J, HERZOG L, WEHRLI C, et al. Machine-learning-based outcome prediction in stroke patients with middle cerebral artery-M1 occlusions and early thrombectomy[J]. *Eur J Neurol*, 2020, 28(4): 1234-1243.
- [37] CHAE S H, KIM Y, LEE K S, et al. Development and clinical evaluation of a web-based upper limb home rehabilitation system using a smartwatch and machine learning model for chronic stroke survivors: prospective comparative study[J]. *JMIR MHealth UHealth*, 2020, 8(7): e17216.
- [38] LIM D Z, YEO M, DAHAN A, et al. Development of a machine learning-based real-time location system to streamline acute endovascular intervention in acute stroke: a proof-of-concept study[J]. *J Neurointerv Surg*, 2022, 14(8): 799-803.
- [39] ETTLESON A, YIM B, DONOHO D A. Editorial: machine learning in data analysis for stroke/endovascular therapy[J]. *Front Neurol*, 2023, 14: 1267655.

(收稿日期: 2024-06-28 修回日期: 2024-12-18)

(编辑: 张芃捷)