

# 人工智能在颅内出血诊断与治疗中的应用

常健博 王任直 冯铭

**【摘要】** 颅内出血的临床表现和治疗方法多样,目前其治疗效果遭遇瓶颈。通过综述人工智能在颅内出血诊断与治疗中的历史沿革和应用现状,使临床医师更好地理解该项技术,希望未来能够更好地发展和应用该项技术,提高颅内出血的诊断与治疗水平,最终实现治疗的精准化、个体化。

**【关键词】** 颅内出血; 人工智能; 综述

## The application of artificial intelligence in clinical diagnosis and treatment of intracranial hemorrhage

CHANG Jian-bo, WANG Ren-zhi, FENG Ming

Department of Neurosurgery, Peking Union Medical College Hospital, Peking Union Medical College, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100730, China

Corresponding author: FENG Ming (Email: jackietz@163.com)

**【Abstract】** Both manifestations and treatments of intracranial hemorrhage (ICH) are varied and the effect meets bottlenecks. Recently, the artificial intelligence (AI) technology has developed rapidly. This review aims to help clinicians understand AI technology regarding its application in ICH by systematically reviewing the historical and current examples. Hope to stimulate the AI progress and enhance the level of treatment in ICH in the future. Ultimately, the treatment of ICH would be precision and individualization.

**【Key words】** Intracranial hemorrhages; Artificial intelligence; Review

This study was supported by Chinese Academy of Medical Sciences (CAMS) Innovation Fund for Medical Science (No. 2017-I2M-3-014) and the Natural Science Foundation of Beijing (No. 7182137).

**Conflicts of interest:** none declared

颅内出血(ICH)是由多种原因引起的颅腔内出血性疾病,既包括自发性出血,又包括创伤导致的继发性出血,诊断与治疗涉及神经外科、神经内科、重症医学科、康复科等多个学科,是临床医师面临的重要挑战。如何从疾病纷繁复杂的临床表现、体征以及辅助检查中寻找规律,进而认识疾病,是临床医师关注的问题。近年来,以深度学习(deep learning)为代表的人工智能(AI)技术的进步,为我们提供了认识疾病的新方法。本文通过简单梳理人工智能术语,回顾既往相关研究,希望能够帮助临床医师更深入理解人工智能在颅内出血诊断与

治疗中的作用。“人工智能”的概念于20世纪50年代提出,系指在理解智能(如学习、推理、思考、规划等)的基础上,通过人工方法实现的智能<sup>[1]</sup>。经典的人工智能主要借助各种算法学习数据中的规律,尤其是分类规律,主要方法是机器学习(ML)。经典算法往往不进行特征变换,或者仅进行一次特征变换或选择,即浅层学习方法,包括用于分类的线性判别分析(LDA)、决策树(DT)、支持向量机(SVM)和朴素贝叶斯(NB),以及K最近邻(KNN)、Logistic回归分析等,每种算法各有其局限性。为了克服经典算法的缺点,计算机学家提出基于对特征多次变换的深度学习方法,并成为近年来机器学习的热点。深度学习的基础是人工神经网络(ANN,以下简称神经网络),通过多层神经网络,借助反向传播(BP)算法,建立不同的网络结构,包括自编码机和受限波耳兹曼机(RBM)、卷积神经网络(CNN)、递归神经网络(RNN)等<sup>[2]</sup>。临床医师很早就希望借助人工智能技术提高颅内出血的诊断与治疗水平。早在

doi: 10.3969/j.issn.1672-6731.2019.09.004

基金项目:中国医学科学院医学与健康科技创新工程专项项目(项目编号:2017-I2M-3-014);北京市自然科学基金资助项目(项目编号:7182137)

作者单位:100730 中国医学科学院 北京协和医学院 北京协和医院 神经外科

通讯作者:冯铭,Email:jackietz@163.com

CT 尚未大学普及的 20 世纪 80 年代,美国罗彻斯特大学医学院的 Panzer 等<sup>[3]</sup>即报告了一种计算机辅助决策系统,通过患者的临床症状与体征辅助诊断脑出血,借助线性判别分析和朴素贝叶斯理论,以头部 CT 平扫作为诊断脑出血的“金标准”,其诊断准确率仅为 5%~67%。1995 年,Phillips 等<sup>[4]</sup>研发一种自动分割脑胶质母细胞瘤内出血的算法,基于 1 例脑胶质瘤患者的头部 MRI 图像,借助无监督的模糊 C-均值(FCM)聚类算法,以影像学和病理学作为“金标准”,实现了血肿的自动分割。1998 年,Zernikow 等<sup>[5]</sup>报告了一种利用临床信息预测早产儿脑室内出血的模型,借助神经网络算法,最终该模型在验证集中的受试者工作特征曲线(ROC)曲线下面积(AUC)为 0.94,优于借助 Logistic 回归分析构建的模型(AUC 值为 0.88)。次年,Edwards 等<sup>[6]</sup>对神经网络算法在颅内出血预后方面的应用进行探讨,该项研究共纳入 81 例幕上出血患者,由于未设置验证集和测试集,故仅报告其在训练集中的死亡预测准确率为 100%,优于 Logistic 回归分析的 79%。虽然以现有标准看,上述研究方法存在种种问题,结果也不尽如人意,但早在 20 世纪末,研究者即已展现出人工智能应用于颅内出血的几个重要方向,即临床决策支持体系(诊断、治疗、预后)和神经影像学分析,同时也展示出神经网络算法的潜力。

#### 一、人工智能在颅内出血诊断中的应用

得益于影像学技术的发展,颅内出血的诊断不再困难,但是对于病因及其与其他疾病的鉴别诊断,特别是结合临床表现和实验室检查结果,提高辅助诊断的准确性,尚有较大的进步空间。

迄今已有多项研究借助机器学习方法,自动识别各类神经影像中的颅内出血。2018 年,Chilamkurthy 等<sup>[7]</sup>在 *Lancet* 发表了一种新算法并取得较为准确的结果,该算法可以判断 5 种不同类型的颅内出血,同时识别颅骨骨折和中线偏移,纳入 20 个医疗中心 313 318 例颅内出血患者的头部 CT 图像,随机选择 23 263 例作为验证集,余 290 055 例作为训练集,同时另收集 491 例颅内出血患者的头部 CT 图像作为测试集。该模型采用深度学习的方法,以 3 位放射科医师的独立判断作为诊断标准,最终该算法在验证集中诊断颅内出血、脑出血、破入脑室、硬膜下出血、硬膜外出血和蛛网膜下腔出血的 ROC 曲线 AUC 值分别为 0.92、0.90、0.96、0.92、0.93 和 0.90,在测试集中的 AUC 值分别为 0.94、0.95、

0.93、0.95、0.97 和 0.96;该算法诊断颅骨骨折、中线偏移和占位效应的效果也较好,其在验证集中的 AUC 值分别为 0.92、0.93 和 0.86,在测试集中 AUC 值分别为 0.96、0.97 和 0.92<sup>[7]</sup>。此后,不断有学者尝试通过改良算法以提高训练效率。2019 年,Ye 等<sup>[8]</sup>尝试新的深度学习构架,借助三维卷积神经网络串联递归神经网络的结构,通过更少的头部 CT 平扫图像(1836 例脑出血和 1000 例正常对照)获得了与 Chilamkurthy 等<sup>[7]</sup>相似的结果,该算法在验证集中诊断脑出血的 ROC 曲线 AUC 值  $\geq 0.98$ ,判断 5 种脑出血亚型的 AUC 值  $> 0.80$ ,并且证实该算法优于正在接受培训的低年资放射科医师的人工诊断。同年,Ker 等<sup>[9]</sup>则尝试通过对 CT 图像进行阈值转换(thresholding)的预处理以提高卷积神经网络算法的训练效率,仅通过 399 例患者的头部 CT 平扫图像即将判断颅内出血的 F1 评分从 0.71~0.90 提高至 0.93~0.95。此外,还有学者不断探索更接近真实世界的算法。2017 年,Prevedello 等<sup>[10]</sup>展示了一种在多种颅内病变的情况下判断颅内出血的算法,纳入 100 例包括脑出血、颅内占位性病变和脑积水的颅内病变,22 例急性缺血性卒中和 124 例正常对照,基于头部 CT 平扫图像,借助卷积神经网络算法,分别以脑组织窗和卒中窗进行训练,最终该算法在测试集中诊断颅内病变的脑组织窗 ROC 曲线 AUC 值为 0.91,卒中窗 AUC 值为 0.81。2016 年,Qi 等<sup>[11]</sup>构建了自动识别脑微出血(CBMs)模型,共 320 例脑微出血患者的头部 MRI 图像借助串联三维卷积神经网络算法,最终诊断灵敏度达 93%。

人工智能在神经影像学病因诊断方面亦具有一定优势。目前有学者通过 MRA、CTA、动脉自旋标记(ASL)等影像学技术,借助深度学习的方法构建出能够帮助临床医师迅速识别颅内动脉瘤、脑组织灌注情况的模型<sup>[12-13]</sup>。

除了在神经影像学中的应用,人工智能还可以借助临床信息、实验室检查结果等辅助诊断颅内出血。Zhang 等<sup>[14]</sup>尝试从代谢组学角度构建鉴别诊断脑出血与急性缺血性卒中的算法,受试对象分别为 129 例急性缺血性卒中、128 例脑出血和 65 例正常对照,共检测 11 项血液生物学标志物,借助神经网络算法,最终其在外测试集中诊断急性缺血性卒中的灵敏度为 84%、特异度为 77%。

值得注意的是,上述根据神经影像学识别颅内出血均是通过算法计算而来,具有一定的不可解释

性,无法直接在图像上标记血肿而作出判断,即上述算法仅可提示临床医师存在血肿和血肿类型,但无法明确血肿的形态和部位;同时,上述算法均非真实世界研究(real world research),其训练集、验证集和测试集均有严格的人选标准,一般仅可纳入颅内出血病例,因此其应用于临床尚待进一步研究与验证。

## 二、人工智能在颅内血肿分割中的应用

颅内出血的出血量、出血部位和出血时间是影响治疗决策和预后的重要因素,能否准确在图像上分割血肿是采用人工智能技术进行更深入分析的第一步。目前有多项研究探索了多种自动分割方法,但尚未取得突破性进展。此类研究主要以影像学专家手动分割血肿作为评价算法分割的“金标准”。2018年,Chang等<sup>[15]</sup>报告一种可以大致识别头部CT图像出血部位的算法,借助边框回归(bounding boxes regression)方法,以基于兴趣区(ROI)的混合三维和(或)二维模板评估血肿,再借助卷积神经网络算法进行深度学习,以10159例颅内出血患者的头部CT平扫图像为训练集,最终该算法在测试集中诊断颅内出血的ROC曲线AUC值为0.98,识别脑出血、硬膜下出血和(或)硬膜外出血、蛛网膜下腔出血的Dice值分别为0.93、0.86和0.77,但该算法无法自动标记血肿边界和计算血肿量。2016年,德国海德堡大学附属医院Scherer等<sup>[16]</sup>在*Stroke*发表了一种算法,可以直接分割头部CT平扫图像中的血肿,纳入的58例脑出血患者包括训练集28例、验证集30例,基于体素的随机森林法,由两位研究者分别独立手工分割血肿、脑组织和蛛网膜下腔出血,最终在验证集中该算法与手动分割的一致性相关系数(CCC)为0.99,与多田公式的一致性相关系数为0.82,虽然多田公式计算的血肿体积明显大于手动分割,但三者之间差异无统计学意义。2019年,Cho等<sup>[17]</sup>通过新的深度学习框架,报告一种可以更精准识别、自动分割血肿的算法,借助卷积神经网络和全卷积网络(FCN),对135974例颅内出血患者头部CT平扫图像脑组织窗和卒中窗进行自动分割,最终通过串联2个卷积神经网络和1个全卷积网络可以提高分割效果,使分割准确率达80%、回归率达82%。亦有学者尝试通过头部MRI图像提高分割的准确性,Morrison等<sup>[18]</sup>描述了一种半自动分割脑微出血的算法,通过自动分割血肿并经人工纠正,最终在测试集中该算法与手工分割的

一致性相关系数达0.97。

## 三、人工智能在预测颅内出血进展中的应用

颅内出血后血肿扩大、继发缺血性卒中等亦是临床医师关注的问题,目前其相关研究较少。Tan等<sup>[19]</sup>探索一种以“斑点征”为基础、自动预测血肿进展的算法,该研究纳入42例脑出血患者,基于双源CT增强图像,借助朴素贝叶斯理论进行机器学习,自动识别对比剂外渗等特点,最终发现两种影像学特征(血肿内总碘含量和血肿最亮处局部碘含量)并建立新的评分系统,该算法在测试集中的灵敏度和特异度均高于人工识别。Tanioka等<sup>[20]</sup>报告一种预测颅内出血后迟发性缺血性卒中模型,分析95例动脉瘤性蛛网膜下腔出血(aSAH)患者12项临床变量和血清细胞基质蛋白(MCPs)表达变化,借助随机森林法构建预测模型,最终预测准确度达95%,该算法的重要影响因素是3种细胞基质蛋白表达水平和颅内动脉瘤位置。Ramos等<sup>[21]</sup>结合临床变量与头部CT平扫图像构建预测缺血性卒中的模型,借助最小冗余最大相关性(mRMR)、支持向量机和偏最小二乘回归进行机器学习,发现317例动脉瘤性蛛网膜下腔出血患者包含CT平扫图像信息的模型ROC曲线AUC值为0.74,高于仅依靠临床信息构建的模型(AUC值为0.68)。Park等<sup>[22]</sup>采用与Ramos等<sup>[21]</sup>相似的算法,通过结合临床信息与生命体征等项指标,最终在验证集中该算法的ROC曲线AUC值为0.77。

机器学习方法亦应用于预测微小动脉瘤的破裂风险, Kim等<sup>[23]</sup>采用三维数字减影血管造影术(3D-DSA)自动识别动脉瘤并构建预测模型,共纳入368例微小动脉瘤患者,借助卷积神经网络算法,最终该模型在测试集中预测微小动脉瘤破裂的准确率达77%。

## 四、人工智能在预测颅内出血预后中的应用

一直以来,预测颅内出血的转归是临床医师关注的问题,已通过传统的分析方法构建出一些可预测预后的评分、量表,随着人工智能技术的发展,使得处理大量临床数据、构建出更准确的模型成为可能。Gupta等<sup>[24]</sup>构建了脑出血结局模型(ICHOP)以预测出院后3和12个月改良Rankin量表(mRS)评分,采集575例脑出血患者逾200项变量,根据随机森林法筛选相关因素并以线性回归构建预测模型,其预测出院后3和12个月mRS评分的ROC曲线AUC值分别为0.89和0.87,优于传统的脑出血评分

(AUC 值为 0.84 和 0.81)。Zafar 等<sup>[25]</sup>展示其预测动脉瘤性蛛网膜下腔出血患者 Glasgow 预后分级 (GOS) 模型, 共纳入 153 例患者计 473 项变量, 包括临床特点、生理参数等, 采用 Logistic 回归分析和多元多水平方法构建预测模型, 该模型预测死亡和独立生活的 ROC 曲线 AUC 值分别为 0.92 和 0.95。Rohaut 等<sup>[26]</sup>报告了预测脑出血患者短期意识恢复的模型, 纳入的 158 例脑出血患者中 105 例意识良好、53 例意识丧失, 采集所有受试者的头部 MRI 图像, 通过弹性网络的 Logistic 回归分析构建预测模型, 其预测脱离重症监护病房时意识状况的 ROC 曲线 AUC 值为 0.74, 通过 MRI 图像判断行 MRI 扫描时意识状况的 AUC 值亦为 0.74。

本文对人工智能技术在颅内出血诊断、评估及预后中的应用进行初步概述, 未涉及手术技术、病理生理学机制等; 同时由于笔者知识所限, 仅检索了 MEDLINE 数据库, 未对计算机领域相关数据库进行检索, 故存在局限性。随着计算机、互联网等技术的不断发展, 人工智能将成为临床医师的重要工具, 如何在颅内出血领域更好地发展和应用该项技术, 最终使患者获益, 是未来发展方向。

利益冲突 无

### 参 考 文 献

- [1] Wang RZ, Feng M, Liu XH. Applying artificial intelligence technology promote the development of neurosurgery[J]. Zhongguo Wei Qin Xi Shen Jing Wai Ke Za Zhi, 2018, 23:241-243.[王任直, 冯铭, 刘小海. 利用人工智能技术促进神经外科学科发展[J]. 中国微侵袭神经外科杂志, 2018, 23:241-243.]
- [2] Hu Y, Luo DY, Hua K, Lu HM, Zhang XG. Overview on deep learning[J]. Zhi Neng Xi Tong Xue Bao, 2019, 14:1-19.[胡越, 罗东阳, 花奎, 路海明, 张学工. 关于深度学习的综述与讨论[J]. 智能系统学报, 2019, 14:1-19.]
- [3] Panzer RJ, Feibel JH, Barker WH, Griner PF. Predicting the likelihood of hemorrhage in patients with stroke[J]. Arch Intern Med, 1985, 145:1800-1803.
- [4] Phillips WE 2nd, Velthuizen RP, Phuphanich S, Hall LO, Clarke LP, Silbiger ML. Application of fuzzy C-means segmentation technique for tissue differentiation in MR images of a hemorrhagic glioblastoma multiforme[J]. Magn Reson Imaging, 1995, 13:277-290.
- [5] Zernikow B, Holtmannspoetter K, Michel E, Theilhaber M, Pielemeier W, Hennecke KH. Artificial neural network for predicting intracranial haemorrhage in preterm neonates[J]. Acta Paediatr, 1998, 87:969-975.
- [6] Edwards DF, Hollingsworth H, Zazulia AR, Diringner MN. Artificial neural networks improve the prediction of mortality in intracerebralhemorrhage[J]. Neurology, 1999, 53:351-357.
- [7] Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, Biviji M, Campeau NG, Venugopal VK, Mahajan V, Rao P, Warier P. Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study[J]. Lancet, 2018, 392:2388-2396.
- [8] Ye H, Gao F, Yin Y, Guo D, Zhao P, Lu Y, Wang X, Bai J, Cao K, Song Q, Zhang H, Chen W, Guo X, Xia J. Precise diagnosis of intracranial hemorrhage and subtypes using a three-dimensional joint convolutional and recurrent neural network[J]. Eur Radiol, 2019.[Epub ahead of print]
- [9] Ker J, Singh SP, Bai Y, Rao J, Lim T, Wang L. Image thresholding improves 3-dimensional convolutional neural network diagnosis of different acute brain hemorrhages on computed tomography scans [J]. Sensors (Basel), 2019.[Epub ahead of print]
- [10] Prevedello LM, Erdal BS, Ryu JL, Little KJ, Demirel M, Qian S, White RD. Automated critical test findings identification and online notification system using artificial intelligence in imaging [J]. Radiology, 2017, 285:923-931.
- [11] Qi D, Hao C, Lequan Y, Lei Z, Jing Q, Defeng W, Mok VC, Lin S, Pheng-Ann H. Automatic detection of cerebral microbleeds from MR images via 3D convolutional neural networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35:1182-1195.
- [12] Park A, Chute C, Rajpurkar P, Lou J, Ball RL, Shpanskaya K, Jabarkheel R, Kim LH, Mckenna E, Tseng J, Ni J, Wishah F, Wittber F, Hong DS, Wilson TJ, Halabi S, Basu S, Patel BN, Lungren MP, Ng AY, Yeom KW. Deep learning-assisted diagnosis of cerebral aneurysms using the HeadXNet model[J]. JAMA Netw Open, 2019, 2:E195600.
- [13] Vincent N, Stier N, Yu S, Liebeskind DS, Wang DJ, Scalzo F. Detection of hyperperfusion on arterial spin labeling using deep learning[J]. Proceedings (IEEE Int Conf Bioinformatics Biomed), 2015:ID1322-1327.
- [14] Zhang X, Li Y, Liang Y, Sun P, Wu X, Song J, Sun X, Hong M, Gao P, Deng D. Distinguishing intracerebral hemorrhage from acute cerebral infarction through metabolomics[J]. Rev Invest Clin, 2017, 69:319-328.
- [15] Chang PD, Kuoy E, Grinband J, Weinberg BD, Thompson M, Homo R, Chen J, Abcede H, Shafie M, Sugrue L, Filippi CG, Su MY, Yu W, Hess C, Chow D. Hybrid 3D/2D convolutional neural network for hemorrhage evaluation on head CT[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2018, 39:1609-1616.
- [16] Scherer M, Cordes J, Younsi A, Sahin YA, Gotz M, Mohlenbruch M, Stock C, Bosel J, Unterberg A, Maier-Hein K, Orakcioglu B. Development and validation of an automatic segmentation algorithm for quantification of intracerebral hemorrhage[J]. Stroke, 2016, 47: 2776-2782.
- [17] Cho J, Park KS, Karki M, Lee E, Ko S, Kim JK, Lee D, Choe J, Son J, Kim M, Lee S, Lee J, Yoon C, Park S. Improving sensitivity on identification and delineation of intracranial hemorrhage lesion using cascaded deep learning models[J]. J Digit Imaging, 2019, 32:450-461.
- [18] Morrison MA, Payabvash S, Chen Y, Avadiappan S, Shah M, Zou X, Hess CP, Lupo JM. A user-guided tool for semi-automated cerebral microbleed detection and volume segmentation: evaluating vascular injury and data labelling for machine learning [J]. Neuroimage Clin, 2018, 20:498-505.
- [19] Tan CO, Lam S, Kuppens D, Bergmans RH, Parameswaran BK, Forghani R, Hu R, Daftari Besheli L, Goldstein JN, Thrall J, Lev M, Romero JM, Gupta R. Spot and diffuse signs: quantitative markers of intracranial hematoma expansion at dual-energy CT[J]. Radiology, 2019, 290:179-186.
- [20] Tanioka S, Ishida F, Nakano F, Kawakita F, Kanamaru H, Nakatsuka Y, Nishikawa H, Suzuki H; pSEED Group. Machine learning analysis of matricellular proteins and clinical variables for early prediction of delayed cerebral ischemia after aneurysmal subarachnoid hemorrhage[J]. Mol Neurobiol, 2019.[Epub ahead of print]

- [21] Ramos LA, Van Der Steen WE, Sales Barros R, Majoie C, Van Den Berg R, Verbaan D, Vandertop WP, Zijlstra I, Zwinderman AH, Strijkers GJ, Olabarriaga SD, Marquering HA. Machine learning improves prediction of delayed cerebral ischemia in patients with subarachnoid hemorrhage[J]. J Neurointerv Surg, 2019, 11:497-502.
- [22] Park S, Megjhani M, Frey HP, Grave E, Wiggins C, Terilli KL, Roh DJ, Velazquez A, Agarwal S, Connolly ES Jr, Schmidt JM, Claassen J, Elhadad N. Predicting delayed cerebral ischemia after subarachnoid hemorrhage using physiological time series data[J]. J Clin Monit Comput, 2019, 33:95-105.
- [23] Kim HC, Rhim JK, Ahn JH, Park JJ, Moon JU, Hong EP, Kim MR, Kim SG, Lee SH, Jeong JH, Choi SW, Jeon JP. Machine learning application for rupture risk assessment in small-sized intracranial aneurysm[J]. J Clin Med, 2019. [Epub ahead of print]
- [24] Gupta VP, Garton AL, Sisti JA, Christophe BR, Lord AS, Lewis AK, Frey HP, Claassen J, Connolly ES Jr. Prognosticating functional outcome after intracerebral hemorrhage: the ICHOP score [J]. World Neurosurg, 2017, 101:577-583.
- [25] Zafari SF, Postma EN, Biswal S, Fleuren L, Boyle EJ, Bechek S, O'Connor K, Shenoy A, Jonnalagadda D, Kim J, Shafi MS, Patel AB, Rosenthal ES, Westover MB. Electronic health data predict outcomes after aneurysmal subarachnoid hemorrhage[J]. Neurocrit Care, 2018, 28:184-193.
- [26] Rohaut B, Doyle KW, Reynolds AS, Igwe K, Couch C, Matory A, Rizvi B, Roh D, Velazquez A, Megjhani M, Park S, Agarwal S, Mauro CM, Li G, Eliseyev A, Perlberg V, Connolly S, Brickman AM, Claassen J. Deep structural brain lesions associated with consciousness impairment early after hemorrhagic stroke[J]. Sci Rep, 2019, 9:4174.

(收稿日期:2019-09-03)

## · 小词典 ·

## 中英文对照名词词汇(三)

- 进行性肌营养不良症 progressive muscular dystrophy(PMD)
- 颈内动脉 internal carotid artery(ICA)
- 颈总动脉 common carotid artery(CCA)
- 卷积神经网络 convolution neural network(CNN)
- 决策树 decision tree(DT)
- 抗癫痫药物 antiepileptic drugs(AEDs)
- 可逆性后部白质脑病综合征  
posterior reversible leukoencephalopathy syndrome(PRES)
- 扩散张量成像 diffusion tensor imaging(DTI)
- 辣根过氧化物酶 horseradish peroxidase(HRP)
- 磷酸盐缓冲液 phosphate-buffered saline(PBS)
- 磷脂酰肌醇 3-激酶 phosphatidylinositol 3-kinase(PI3K)
- 颅脑创伤 traumatic brain injury(TBI)
- 颅内出血 intracranial hemorrhage(ICH)
- 绿色荧光蛋白 green fluorescent protein(GFP)
- 卵泡刺激素 follicle stimulating hormone(FSH)
- 美国国立卫生研究院卒中量表  
National Institutes of Health Stroke Scale(NIHSS)
- 美国食品与药品管理局  
Food and Drug Administration(FDA)
- 弥漫性大 B 细胞淋巴瘤  
diffuse large B cell lymphoma(DLBCL)
- 模糊 C-均值 fuzzy C-means(FCM)
- 脑出血结局模型  
Intracerebral Hemorrhage Outcomes(ICHOP)
- 脑淀粉样血管病 cerebral amyloid angiopathy(CAA)
- 脑机接口 brain-computer interface(BCI)
- 脑微出血 cerebral microbleeds(CMBs)
- 脑源性神经营养因子  
brain-derived neurotrophic factor(BDNF)
- 内皮型一氧化氮合酶  
endothelial nitric oxide synthase(eNOS)
- 鸟氨酸氨基甲酰转移酶  
ornithine carbamyl transferase(OCT)
- 配对盒基因 5 paired box gene 5(PAX5)
- KPS 评分 Karnofsky Performance Status(KPS)
- 朴素贝叶斯模型 Naive Bayesian(NB)
- 曲线下面积 area under the curve(AUC)
- 全卷积网络 fully convolutional network(FCN)
- 人工神经网络 artificial neural network(ANN)
- 人工智能 artificial intelligence(AI)
- 人类免疫缺陷病毒 human immunodeficiency virus(HIV)
- 人婆罗双树样基因-4 蛋白  
Spalt-like transcription factor 4(SALL4)
- 伤残调整寿命年 disability adjusted life year(DALY)
- 上皮膜抗原 epithelial membrane antigen(EMA)
- 神经传导速度 nerve conduction velocity(NCV)
- 神经肌肉接头 neuromuscular junction(NMJ)
- 神经生长因子 nerve growth factor(NGF)
- 神经细胞黏附分子 neural cell adhesion molecule(NCAM)
- 神经元核抗原 neuronal nuclei(NeuN)
- 神经元特异性烯醇化酶 neuron-specific enolase(NSE)
- 肾病综合征 nephrotic syndrome(NS)
- 世界卫生组织 World Health Organization(WHO)
- 视野 field of view(FOV)
- 受试者工作特征曲线  
receiver operating characteristic curve(ROC 曲线)
- 受限波耳兹曼机 restricted Boltzman machine(RBM)
- 数字减影血管造影术 digital subtraction angiography(DSA)
- 丝裂原激活蛋白激酶  
mitogen-activated protein kinase(MAPK)