

深度学习在颅内出血CT中的研究进展

牛胜文, 李坤华

重庆医科大学附属第二医院放射科, 重庆 400010

【摘要】颅内出血起病迅速,死亡率及致残率高,非对比增强CT是疑似颅内出血患者的首选检查方式。深度学习高效、精准,已广泛应用于颅内出血的影像学研究中,但也存在一些问题,本研究整理了近年来深度学习在颅内出血CT领域中的研究进展,就深度学习引入颅内出血影像学领域后所取得的成果与存在的不足展开综述,以期实现深度学习辅助颅内出血精准诊断的进一步突破。

【关键词】颅内出血;深度学习;非对比增强CT;综述

【中图分类号】R318;R743

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)06-0775-05

Applications of deep learning in CT for intracranial hemorrhage

NIU Shengwen, LI Kunhua

Department of Radiology, the Second Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400010, China

Abstract: Intracranial hemorrhage has a high mortality and disability rate, as well as a quick onset. For patients with suspected intracranial hemorrhage, non-contrast enhanced CT is the preferred imaging technique. Deep learning has been widely used in the CT of intracranial hemorrhage because of its benefits of high efficiency and accuracy, but there are some drawbacks as well. Herein the use of deep learning in CT for intracranial hemorrhage in recent years is summarized, with an emphasis on the successes and shortcomings of deep learning after it is applied to intracranial hemorrhage imaging in the hopes of making further advancements in accurate diagnosis of intracranial hemorrhage with deep learning assistance.

Keywords: intracranial hemorrhage; deep learning; non-contrast enhanced CT; review

前言

颅内出血(Intracranial Hemorrhage, ICH)是一个常见的重大公共卫生问题,出血性脑卒中是仅次于缺血性脑卒中的第二常见脑卒中类型,具有高发病率、死亡率及致残率的特点^[1]。快速精准区分出血性与缺血性脑卒中并对出血进行精准定量对于进一步诊治工作具有决定性价值。非对比增强CT(Non-Contrast Computed Tomography, NCCT)是临床上区分出血性与缺血性脑卒中的重要依据,虽然基于NCCT对二者的鉴别不存在困难,但是由于实际工作中常面临患者量大、放射医师不足等原因而无法满足临床对ICH快速筛检、精准定量等评估要求^[2]。人

工智能(Artificial Intelligence, AI)能快速实现对病变的定性及定量诊断,辅助放射医师更高效地完成疾病的精准诊断。近年来,AI成为ICH影像学研究与应用的热点,各类性能优异的AI模型不断涌现,快速把握该领域的研究进展对了解研究现状及明确进一步研究方向具有重要的价值,目前尚缺乏该领域研究进展的综述。为此,本研究系统梳理了近年来AI在ICH影像学中的研究,并聚焦于ICH的检测、量化和预测等研究热点,以期快速精准把握该领域的研究进展做出贡献。

1 AI的理论基础

自计算机辅助诊疗系统被提出作为临床放射学的辅助工具使用以来,AI已应用于医学图像分析的多个领域。机器学习(Machine Learning, ML)是人工智能技术的核心,可对计算机算法进行训练以分析数据,传统的ML算法包括聚类算法(如模糊聚类)以及分类算法(如决策树、支持向量机、逻辑回归分类器等)^[3-4]。随着2012年Krizhevsky等^[5]在ImageNet

【收稿日期】2023-01-10

【作者简介】牛胜文,初级技师,研究方向:神经影像学, E-mail: 2273360958@qq.com

【通信作者】李坤华,硕士,主治医师,研究方向:神经影像学, E-mail: likunhua@hospital.cqmu.edu.cn

挑战赛上提出 AlexNet 模型,深度学习(Deep Learning, DL)算法逐渐开始被广泛应用。

DL 是 ML 的一个重要分支,其基本方法已存在了几十年。直到近几年并行图形处理单元的蓬勃发展,图像存档和通信系统的广泛应用,加上 DL 理论本身的进步,使 DL 的应用成为可能。DL 本质是一种采用多层非线性变换方式,学习训练数据特征并建模的算法,通过神经网络模型学习和表征训练数据中的有效特征,进而预测或识别具有已学习特征的数据^[6]。

神经网络是 DL 方法的基础。迄今为止,最普遍应用的图像分析模型是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)^[6],它的基本结构包括输入层、隐藏层和输出层,隐藏层又包括用于特征图像提取的卷积层,用于压缩特征图、减少计算量、抑制过拟合、提高鲁棒性的池化层,以及用于接受特征图的全连接层,CNN 通常通过隐藏层中连续的卷积层及池化层分别提取图像特征和执行特征压缩,将浅层特征变为高层语义特征,随后将高层语义特征平铺为一维特征向量,最后经过全连接层和输出层完成分类,进而得到最终输出^[7]。近年来,AI 得到快速的发展,DL 算法已成为目前解决 ICH 临床问题的主流技术。

2 DL 在 ICH 影像学中的应用

2.1 DL 在 ICH 自动检测中的应用

出血性脑卒中与缺血性脑卒中常采用截然相反的治疗方案,但二者的临床表现却大多相似,因此借助 NCCT 完成对 ICH 快速精准的筛检具有重要临床价值。目前,已有大量研究借助 DL 方法对 ICH 进行检测。Chilamkurthy 等^[8]使用 2D CNN 架构的 DL 算法基于 2D NCCT 图像分别在大数据集上进行训练和验证,结果显示 ICH 检测的 ROC 曲线下面积(Area Under Curve, AUC)达 0.91,虽然该模型表现出良好的检测效能,但存在无法利用 NCCT 空间立体特征的局限性。为此,第一种解决方案是在算法中将递归神经网络(Recursive Neural Networks, RNN)作为补充,即把 2D CNN 提取的每个 2D CT 特征依次堆叠以模拟其空间结构,然后由 RNN 进行分析。Alis 等^[9]采用此种 CNN-RNN 联合模型实现了较单纯 2D CNN 模型更好的检测效能(AUC 0.960,准确性 99.41%,独立外部验证准确性 96.02%)。第二种方案是由 Lee 等^[10]提出的插值技术,对 4 个著名的 CNN 模型进行迁移学习,通过插值技术使输入的图像结合其空间位置上下层图像的特征,该集成模型使用更少的 NCCT 图像获得了比 Chilamkurthy 等^[8]更好的性能。

以上两种方法功能类似,均是在 2D CNN 模型上加以改进,但在包含相邻层面数量方面,插值技术不如 RNN 灵活。第三种方案则是构建 3D CNN 以直接处理 3D 图像信息,3D CNN 以 3D 数据作为输入,需要更多的模型参数才能完成数据的处理。Arbabshirani 等^[11]开发了一个包含 5 个卷积层和 2 个全连接层的简单 3D CNN 架构,基于多中心大数据对 ICH 进行检测,在临床测试中将诊断 ICH 的中位时间从 512 min 降为 19 min,但其得出的诊断效能相对较低(AUC 为 0.846),这可能与硬件水平限制了模型的复杂性以及使用放射报告作为评价标准有关。此外,Ker 等^[12]采用对 CT 图像进行阈值转换的预处理提高 3D CNN 模型训练效率,并实现了比 Arbabshirani 等^[11]更高的检测效能(F1-score 为 0.950),但该结果是通过与训练集相同且样本数量更小的数据验证得到,存在高度偏倚风险。总之,多项研究已证实 DL 算法在 ICH 检测中的可行性,在当前有限数据集和硬件条件制约的大背景下,基于 2D CNN 模型的 ICH 检测算法具有更大的临床转化潜能,未来随着硬件水平的提高以及更大、更多中心数据集的建立,3D CNN 模型值得进一步研究。

2.2 DL 在 ICH 自动分型中的应用

单纯 ICH 的检测模型仅提示患者是否存在血肿,但是无法明确出血的部位和类型,如是否破入脑室等。根据出血部位,ICH 可分为 5 种亚型,包括硬膜外出血(Epidural Hemorrhage, EDH)、硬膜下出血(Subdural Hemorrhage, SDH)、蛛网膜下腔出血(Subarachnoid Hemorrhage, SAH)、脑实质出血(Intraparenchymal Hemorrhage, IPH)和脑室内出血(Intraventricular Hemorrhage, IVH),因为 ICH 的类型与预后和治疗密切相关,所以准确判断 ICH 的部位和类型是对其精准诊治的先决条件。基于 DL 的 ICH 自动分型模型与检测模型结构相似,都是使用 CNN 对 CT 图像的特征进行提取,两者的不同在于对 ICH 的自动检测是对有或无 ICH 进行二分类,而自动分型则是在 ICH 基础上根据血肿亚型进行 5 分类。Chilamkurthy 等^[8]利用残差神经网络(ResNet)结合随机森林、Alis 等^[9]和 Ye 等^[13]使用 CNN-RNN 模型实现在所有 ICH 亚型中的 AUC 均大于 0.8。Nguyen 等^[14]在经典的 CNN-RNN 模型上做了改进,提出 CNN 和双向长短期记忆层结合的方法:CNN-BiLSTM,双向长短期记忆层的引入缓解了 RNN 在训练时梯度消失和爆炸的问题,改进后的模型对各 ICH 亚型的 AUC 均超过 0.96,特别是在最具分类挑战性的 SAH,该模型获得了目前所有算法中最高的识别准确性。理论上, Lee 等^[10]通过插值技术减少部分容积效应和颅内

钙化对ICH分型的干扰,相比CNN-RNN模型效果更好,但该算法最终对ICH分型的敏感性显著下降,所以关于插值技术类模型对ICH自动分型还需进一步探索。尽管大部分ICH自动分型模型已展示出优异的性能,但目前仍存在出血亚型分布不均,未考虑各出血亚型之间的关联等问题。

2.3 DL在ICH自动分割中的应用

ICH患者的初始血肿体积和血肿扩张速度对其治疗和预后具有决定性的影响,在NCCT图像上精确分割血肿是使用AI进行更深入分析的前提^[15]。目前所有ICH自动分割模型的DL算法都基于CNN和全卷积神经网络(Fully Convolutional Network, FCN)两大框架之上。Monteiro等^[16]提出一种基于深层CNN的DL模型用于IPH、IVH、脑外出血以及病灶周围水肿的分割,在CQ500数据集上进行外部验证的结果显示该模型分割IPH的Dice相似系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)为0.65。Yao等^[17]使用多视图CNN将脑血肿作为一个整体进行分割而没有区分亚型,最终得到的ICH分割的DSC为0.697。Inkeaw等^[18]使用硬膜血肿窗和骨窗两种不同的CT图像作为输入,结合CNN和传统的区域生长算法,对IPH、EDH和SDH进行分割,获得的IPH、SDH和EDH的DSC中位数分别为0.37、0.48和0.71。

FCN是DL应用于图像分割领域最具代表性的模型,它可以对图像进行像素级别的分类,在ICH分割方面展现出显著的优势。Kuo等^[19]使用相对较小的训练集展示一个执行联合分类和分割的patch FCN模型,与手动分割相比对异常定位的平均DSC为0.75。Cho等^[20]使用级联的CNN和双FCN模型对5种ICH亚型进行识别与分割,在可接受DSC设定为0.25时,5种出血亚型分割的整体平均准确度为80.19%。由FCN改进和拓展出的另一经典模型就是近几年在ICH分割领域使用最多的U-Net模型,它遵循FCN的分割思路,在医学分割任务中表现优异。Hssayeni等^[21]使用小数据集训练的U-Net模型对ICH及其5种亚型进行血肿分割,但是5倍交叉验证的结果显示ICH分割的平均DSC仅为0.31,造成DSC较低的原因主要是训练模型的数据集较小以及在骨骼附近得到的假阳性结果较多。在使用更大的数据集进行U-Net训练的研究中,Abramova等^[22]基于3D U-Net架构,结合挤压和激励模块对IPH进行分割,获得了 0.86 ± 0.074 的平均DSC。Zhao等^[23]同样基于3D U-Net结构进行改进,提出的nnU-Net模型在ICH、IVH和周围水肿的分割中,DSC分别达到0.92、0.79和0.71。就血肿的自动分割而言,目前提出的基于DL的分割模型虽然已展现出良好的表现,但其对

颅内血肿,特别是IVH和SAH等亚型的分割准确度不足,且普遍依赖于较大的标签数据集,在较小的数据集中表现欠佳,故目前更多的研究是将DL与传统ML分割方法相结合,随着未来更大、更多中心数据集的建立,基于U-Net结构的DL模型有待进一步探索。

2.4 DL在ICH自动量化中的应用

针对不同类型出血性脑卒中病人施行外科手术的时机主要依据出血量决定,目前无创性测量颅内血肿体积的金标准是CT定量法,又称计算机辅助容积分析,该方法测量准确,但是受到设备条件限制,需在专用的后处理工作站上才能完成,且耗时较长,不适用于临床紧急情况。因此,使用AI辅助自动量化血肿体积是帮助ICH患者快速制定精准治疗方案的重要手段。在基于DL的自动量化模型中,Patel等^[24]采用3D CNN分别提取局部和整体的特征信息并结合得到输出,在单一亚型的ICH图像中估算IPH体积,其自动测量结果与手工测量的标准高度一致。Phaphuangwittayakul等^[25]使用基于CNN的采用经过微调的多标签分类和预训练的多类分割算法,自动测量得到的IPH体积与人工标准差异的平均值为0.43 mL,且可同时获得比较准确的SDH和EDH的厚度测量结果。上述研究表明目前DL对IPH自动量化的效能较好,但对于其他亚型的出血的量化还有待进一步研究。此外,ICH患者脑组织结构改变也是直接影响手术决策制定的因素,但对其进行精准描述和评估一直是诊断中的一大难题,已有学者针对病灶周围水肿、脑脊液和脑疝等的分割与评估进行初步研究,如Jain等^[26]使用一种基于3D U-Net的CNN扩展模型icobrain同时获得ICH图像的中线位移、血肿体积以及脑池体积,与专家手动测量结果相比,血肿、脑池和中线的中位差异分别为0.07 mL、0.01 mL和0.22 mm。伴随AI技术的进步,开发敏感度强、准确度高的DL算法辅助手术医生对ICH患者脑组织结构改变做出精准判断也成为未来重要的研究方向。

2.5 DL在ICH血肿扩大风险预测中的应用

ICH患者中超过三分之一会发生继发性血肿扩大,其中73%的血肿扩大出现在24 h之内^[27],对血肿扩大的预防和临床干预是降低ICH患者死亡率的重要手段,因此,早期预测血肿扩大对选择临床治疗方案至关重要。Teng等^[28]开发一种基于U-Net的人工智能模型,称为BioMind,由分割模型和预测模型两部分组成,分割模型基于经典的U-Net架构并结合扩张卷积更好地捕捉血肿的特征,然后以分割模型的结果作为预测模型的输入,生成影像组学特征和

CNN特征,最后连接两种特征得到最终预测结果,该模型预测脑出血血肿扩大的敏感性为89.3%,特异性为77.8%。Guo等^[29]使用BioMind模型在102例ICH患者中验证其在预测血肿扩大方面的效能,同样具有较高的准确性、敏感性和特异性。

目前在ICH血肿扩大风险预测的研究中,基于传统ML和影像组学特征的方法较多,采用DL的研究较少,在实际应用中DL可以挖掘图像中更深层次的特征,并且可以利用NCCT数据的3D立体特性,充分结合上下文信息,为临床医生提供更准确的意见,在该领域有很大的研究潜力。

3 对影像学数据的外部验证

评价DL算法的性能时,算法的稳定性和通用性是至关重要的^[30],目前判断算法性能是否稳定的重要手段是外部验证,但是最近的一项Meta分析显示在有关ICH检测算法开发方面的研究中,只有6%的研究者对算法性能进行外部验证^[31],大多数研究仅采用从初始数据集中分割出来的保留样本进行测试以评估算法性能,因为不同研究者所使用的数据集差异大,不同类型的样本分布不均衡,所以即使这些研究报告了有效而优异的算法性能,也并不能代表该算法在真实的临床环境中可以有如此稳定的发挥。Ginat等^[32]对基于DL的ICH检测软件(Aidoc)进行的前瞻性测试显示,DL软件检测ICH的性能因患者的就诊位置而异,在急诊科患者中的ICH检测准确度显著高于住院患者,究其原因可能是住院患者治疗后脑CT图像中具有更多的干扰特征,易形成假阳性结果,这项研究充分证明了在评估模型时考虑数据集来源以及外部验证的重要性。因此AI领域创建了很多用于DL算法研究的公共数据库,其中RSNA 2019 brain hemorrhage challenge dataset、PhysioNet和CQ500等都是针对ICH研究的公共数据库,未来亟待建立更大规模、更多中心、分布更均衡的高质量公共数据库。

4 存在的问题

目前基于DL的AI在出血性脑卒中应用方面还面临着如下主要问题:(1)缺乏足够的数据集。由于缺乏足够庞大的数据集进行训练和测试,所以算法训练中易发生过拟合,导致其性能被高估;其次因为缺乏来自不同中心、不同时间点、不同类型均衡的数据集,所以无法进行可靠的外部验证,以致算法稳定性难以保证。(2)从目前的研究可以看出,建立一个由AI协助放射科医生的临床环境可以提高脑出血的诊断效率,但也应该从社会经济和患者经济负担的

角度进一步考虑其广泛应用的可行性。(3)AI模型的评价缺乏标准化的体系,造成围绕AI产品的监管比较困难,基于AI软件作为医疗设备在2018年获得美国食品与药品管理局的监管许可,近期美国食品与药品管理局提出了关于AI软件的“全产品生命周期”监管方法,旨在促进AI算法快速更新的同时保障其有效性^[33-34],但是软件的不确定性依然存在,其他关于数据隐私、算法错误结论造成不良结果时的法律责任分配等仍未明确^[34],这些都是AI应用于临床时至关重要的问题。(4)AI模型缺乏可使临床医生理解的计算过程,仅给出计算结果难以令人信任,大大降低临床医生的接受程度。(5)由于各个研究所使用的扫描技术、扫描机器类型、CNN模型架构和参考标准等差异大,这些类型的研究难以比较,降低结论的有效性和普遍性。

5 总结与展望

DL算法作为一个拥有巨大潜力的研究领域,以其快速、精准、高效的特点在ICH的检测、分型以及血肿的分割、扩大预测等方面取得了显著进展,有助于辅助临床医生准确评估ICH的病情并快速为治疗决策提供有效的解决方案,但是也存在缺乏完备的高质量数据库和标准化评价体系等问题。此外,作为一个典型的医工跨学科交叉领域,DL底层算法的创新是该领域发展的原动力;嵌入临床实际场景、解决临床实际问题是该领域研究的根本目的。目前大量非临床医学专业的文章缺乏对真实临床场景和病理学的认识,设计的评价指标比较简单,期待未来更多的临床工作者能加入该领域,以解决临床问题为导向,展开更深入具体的研究,实现该领域核心技术的突破。

【参考文献】

- [1] Qureshi A, Mendelow A, Hanley D. Intracerebral hemorrhage[J]. Lancet (London, England), 2009, 373(9675): 1632-1644.
- [2] 王任直, 常健博, 冯铭. 出血性卒中精准诊断、评估、预测及治疗展望[J]. 中国现代神经疾病杂志, 2019, 19(9): 618-621.
Wang RZ, Chang JB, Feng M. Accurate diagnosis, evaluation, prediction and treatment prospect of hemorrhagic stroke[J]. Chinese Journal of Modern Neurological Diseases, 2019, 19(9): 618-621.
- [3] Liao C, Xiao F, Wong J, et al. A multiresolution binary level set method and its application to intracranial hematoma segmentation[J]. Comput Med Imaging Grap, 2009, 33(6): 423-430.
- [4] Davis A, Gordillo N, Montseny E, et al. Automated detection of parenchymal changes of ischemic stroke in non-contrast computer tomography: a fuzzy approach[J]. Biomed Signal Process Control, 2018, 45(8): 117-127.
- [5] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Adv Neural Inf Process Syst, 2012, 25(2): 84-90.
- [6] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [7] Chan H, Samala R, Hadjiiski L, et al. Deep learning in medical image

- analysis[J]. *Adv Exp Med Biol*, 2020, 1213: 3-21.
- [8] Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study [J]. *Lancet* (London, England), 2018, 392(10162): 2388-2396.
- [9] Alis D, Alis C, Yergin M, et al. A joint convolutional-recurrent neural network with an attention mechanism for detecting intracranial hemorrhage on noncontrast head CT[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 2084.
- [10] Lee H, Yune S, Mansouri M, et al. An explainable deep-learning algorithm for the detection of acute intracranial haemorrhage from small datasets[J]. *Nat Biomed Eng*, 2019, 3(3): 173-182.
- [11] Arbabshirani MR, Fornwalt BK, Mongelluzzo GJ, et al. Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration[J]. *NPJ Digit Med*, 2018, 1: 9.
- [12] Ker J, Singh S, Bai Y, et al. Image thresholding improves 3-dimensional convolutional neural network diagnosis of different acute brain hemorrhages on computed tomography scans[J]. *Sensors* (Basel, Switzerland), 2019, 19(9): 2167.
- [13] Ye H, Gao F, Yin Y, et al. Precise diagnosis of intracranial hemorrhage and subtypes using a three-dimensional joint convolutional and recurrent neural network[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(11): 6191-6201.
- [14] Nguyen TN, Tran QD, Nguyen TN, et al. A CNN-LSTM architecture for detection of intracranial hemorrhage on CT scans [J]. *arXiv*: 2005.10992, 2020.
- [15] Hemphill JC, Bonovich DC, Besmrts L, et al. The ICH score: a simple, reliable grading scale for intracerebral hemorrhage[J]. *Stroke*, 2001, 32(4): 891-897.
- [16] Monteiro M, Newcombe V, Mathieu F, et al. Multiclass semantic segmentation and quantification of traumatic brain injury lesions on head CT using deep learning: an algorithm development and multicentre validation study[J]. *Lancet Digit Health*, 2020, 2(6): e314-e322.
- [17] Yao H, Williamson C, Gryak J, et al. Automated hematoma segmentation and outcome prediction for patients with traumatic brain injury[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 107: 101910.
- [18] Inkeaw P, Angkuraeran S, Khumrin P, et al. Automatic hemorrhage segmentation on head CT scan for traumatic brain injury using 3D deep learning model[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 146: 105530.
- [19] Kuo W, Hane C, Mukherjee P, et al. Expert-level detection of acute intracranial hemorrhage on head computed tomography using deep learning[J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2019, 116(45): 22737-22745.
- [20] Cho J, Park K, Karki M, et al. Improving sensitivity on identification and delineation of intracranial hemorrhage lesion using cascaded deep learning models[J]. *J Digit Imaging*, 2019, 32(3): 450-461.
- [21] Hssayeni M, Croock MS, Salman AD, et al. Intracranial hemorrhage segmentation using a deep convolutional model[J]. *Data*, 2020, 5(1): 14.
- [22] Abramova V, Clrigues A, Quiles A, et al. Hemorrhagic stroke lesion segmentation using a 3D U-Net with squeeze-and-excitation blocks [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2021, 90: 101908.
- [23] Zhao X, Chen K, Wu G, et al. Deep learning shows good reliability for automatic segmentation and volume measurement of brain hemorrhage, intraventricular extension, and peripheral edema[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(7): 5012-5020.
- [24] Patel A, Schreuder F, Klijn C, et al. Intracerebral haemorrhage segmentation in non-contrast CT[J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 17858.
- [25] Phapihuangwittaykul A, Guo Y, Ying F, et al. An optimal deep learning framework for multi-type hemorrhagic lesions detection and quantification in head CT images for traumatic brain injury[J]. *Appl Intell* (Dordr), 2022, 52(7): 7320-7338.
- [26] Jain S, Vyvere T, Tszopoulos V, et al. Automatic quantification of computed tomography features in acute traumatic brain injury[J]. *J Neurotrauma*, 2019, 36(11): 1794-1803.
- [27] Chan S, Conell C, Veerina KT, et al. Prediction of intracerebral haemorrhage expansion with clinical, laboratory, pharmacologic, and noncontrast radiographic variables[J]. *Int J Stroke*, 2015, 10(7): 1057-1061.
- [28] Teng L, Ren Q, Zhang P, et al. Artificial intelligence can effectively predict early hematoma expansion of intracerebral hemorrhage analyzing noncontrast computed tomography image[J]. *Front Aging Neurosci*, 2021, 13: 632138.
- [29] Guo D, Gu J, He J, et al. External validation study on the value of deep learning algorithm for the prediction of hematoma expansion from noncontrast CT scans[J]. *BMC Med Imaging*, 2022, 22(1): 45.
- [30] Nagendran M, Chen Y, Lovejoy CA, et al. Artificial intelligence *versus* clinicians: systematic review of design, reporting standards, and claims of deep learning studies[J]. *BMJ*, 2020, 368: m689.
- [31] Daugard Jørgensen M, Antulov R, Hess S, et al. Convolutional neural network performance compared to radiologists in detecting intracranial hemorrhage from brain computed tomography: a systematic review and meta-analysis[J]. *Eur J Radiol*, 2022, 146: 110073.
- [32] Ginat DT. Analysis of head CT scans flagged by deep learning software for acute intracranial hemorrhage[J]. *Neuroradiology*, 2020, 62(3): 335-340.
- [33] Alexander A, Jiang A, Ferreira C, et al. An intelligent future for medical imaging: a market outlook on artificial intelligence for medical imaging[J]. *J Am Coll Radiol*, 2020, 17(1 Pt B): 165-170.
- [34] Park CW, Seo SW, Kang N, et al. Artificial intelligence in health care: current applications and issues[J]. *J Korean Med Sci*, 2020, 35(42): e379.

(编辑:谭斯允)