

人工智能在急性缺血性脑卒中早期 ASPECTS 评估中的研究进展

方婷¹, 杨一风¹, 贾守强², 聂生东¹

1. 上海理工大学医学影像工程研究所, 上海 200093; 2. 山东第一医科大学附属济南人民医院影像科, 山东 济南 271100

【摘要】急性缺血性脑卒中(AIS)的早期诊断和及时干预对于降低脑卒中的致死致残率具有重要意义。目前,临床上采用阿尔伯塔卒中项目早期计算机断层扫描评分(ASPECTS)来评估 AIS 的严重程度,但人为评估方法主观性过强且耗时耗力,极易导致漏诊、误诊。因此,近年来涌现了许多基于人工智能算法对 AIS 进行 ASPECTS 自动评分的方法研究。本文对此进行综述,以期为进一步研究探索提供参考。首先,简述 ASPECTS 评分的可靠性;其次,重点介绍目前基于人工智能的脑区提取及脑区评分的方法,证实计算机辅助 ASPECTS 评分能够有效提高对病情判断的可靠性;最后,总结现有 ASPECTS 自动评分方法存在的不足,并对其未来的发展趋势进行展望。

【关键词】ASPECTS 评分;急性缺血性脑卒中;人工智能;自动化评分;综述

【中图分类号】R318;R743.3

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)08-1045-06

Artificial intelligence in ASPECTS assessment of acute ischemic stroke: a review

FANG Ting¹, YANG Yifeng¹, JIA Shouqiang², NIE Shengdong¹

1. Institute of Medical Imaging Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Department of Imaging, Ji'nan People's Hospital Affiliated to Shandong First Medical University, Ji'nan 271100, China

Abstract: The early diagnosis and timely intervention of acute ischemic stroke are of great significance to reduce the mortality and disability rate. Alberta stroke program early computed tomography score (ASPECTS) is currently used to assess the severity of acute ischemic stroke in clinic. The human evaluation is subjective and time-consuming, which is easy to lead to missed diagnosis and misdiagnosis. Therefore, many automatic ASPECTS methods based on artificial intelligence algorithms are emerging. The study briefly introduces the reliability of ASPECTS, focuses on the current methods of brain region extraction and brain region scoring based on artificial intelligence for confirming that computer-assisted ASPECTS can effectively improve the reliability of disease judgment, summarizes the existing problems, and discusses the development trends.

Keywords: Alberta stroke program early computed tomography score; acute ischemic stroke; artificial intelligence; automatic scoring; review

前言

脑卒中俗称“中风”,是由于脑血管突然破裂或阻塞导致大脑血液不流通,引起脑组织损伤的一种疾病,它具有高发病率、高致残率、高死亡率、高复发率等特点^[1]。根据发病原因将脑卒中分为缺血性和

出血性,其中急性缺血性脑卒中(Acute Ischemic Stroke, AIS)约占发病者的80%。AIS发病早期是治疗黄金期,及时的影像学检查和临床干预能够极大地改善预后和降低死亡率。目前,动、静脉溶栓及机械取栓是临床上治疗 AIS 的有效手段^[2],但有研究表明并非所有早期脑缺血患者都能从以上治疗手段中获益,若盲目选择治疗方式,将增大颅内出血的风险^[3]。为准确评估早期缺血性改变(Early Ischemic Changes, EIC),2000年 Barber 等提出阿尔伯塔卒中项目早期计算机断层扫描评分(Alberta Stroke Program Early CT Score, ASPECTS)方法。然而 ASPECTS 评分也存在一定缺陷,现阶段采用的人工评分取决于评分者的主观经验,一致性较差,可能无法在发病早期及时得到准确统一的诊断。随着医工

【收稿日期】2023-02-19

【基金项目】国家自然科学基金(81830052);上海市自然科学基金(20ZR1438300)

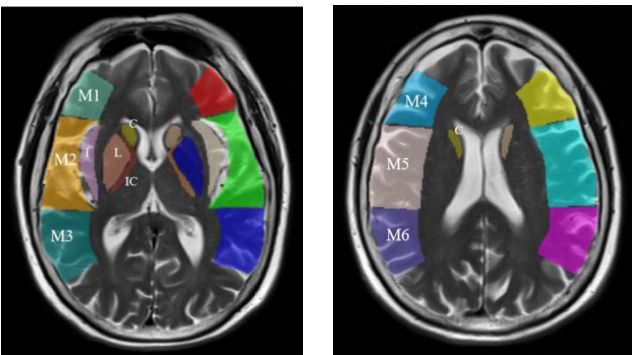
【作者简介】方婷,硕士,研究方向:智能医学影像处理与分析,E-mail: fupenny217@163.com

【通信作者】聂生东,教授,研究方向:智能医学影像处理与分析,E-mail: nsd4647@163.com;贾守强,教授,研究方向:医学影像诊断,E-mail: jshqlw@163.com

交叉领域的发展,近年来已有多项研究将人工智能应用于脑卒中患者的CT和MRI影像数据智能处理,通过数据挖掘和算法学习,模型构建模仿人类智慧,实现自动诊断、自动分类以及预后预测等^[4]。同时,基于人工智能方法能够消除人为主观因素影响,提高诊断的准确性和一致性,为辅助医生快速做出更为精准的临床决策提供新手段。本文就近年来基于传统机器学习(Machine Learning, ML)和深度学习的人工智能算法进行 AIS-ASPECTS 自动评分的研究进展进行综述。

1 ASPECTS评分的可靠性

ASPECTS 评分将大脑中动脉供血区分为 10 个区域(图 1),每存在一个异常密度区域,便从 10 分的基础分数中扣除 1 分,分值越低,说明病灶范围越大,病情越严重。ASPECTS<6 分的患者通常预后较差,不适合溶栓取栓等治疗方法,ASPECTS≥6 分则纳入能够进行血管内治疗的标准^[5]。ASPECTS 评分方法不仅在 AIS 的诊疗中有指导作用,对临床结果也有着极大的预测价值^[6]。但在后续研究中,ASPECTS 评分的可靠性始终存在争议。首先,AIS 患者的治疗有着极强的时间依赖性。研究表明,基于平扫 CT(Non-Contrast CT, NCCT)的早期卒中检查只能检测到较小程度的缺血性变化,此类不明显的 EIC 会使后续评分受到限制从而导致误诊,NCCT-ASPECTS 准确性在卒中发病时间<90 min、90~180 min、>180 min 分别为中度、良好、优秀,无法精准评估超早期 AIS(<90 min)^[7]。其次,作为一种半定量方法,ASPECTS 评分依赖于医生的经验与观察水平,主观性强且费时费力。此外,目标脑区的界限不明显,往往也导致不同医生之间一致性较低及评分不精准等问题。



a:核团层面 b:核团以上层面

图1 ASPECTS评分脑区

Figure 1 Brain regions used for ASPECTS

为提高其可靠性,针对以上两点已经展开一系列研究:第一,即使基于 NCCT 的早期病灶评分可靠

性低,目前也可以通过不同模态的影像进行评分,原因是对于 EIC 的检测,基于 CT 血管造影(CT Angiography, CTA)、CT 灌注成像(CT Perfusion, CTP)及 MRI 各模态影像的病灶信号更加明显,敏感性更高,并且经过相关研究证实基于多模态影像判断患者是否适合血管内治疗是可行的^[8],如 Aoki 等^[9]在 2013 年发现磁共振弥散加权成像(Diffusion-Weighted Imaging, DWI)相较于 CT 影像为早期脑卒中评分提供了更好的一致性和输出预测,并且研究表明 DWI-ASPECTS 在预测 AIS 患者溶栓后短期恢复情况方面也有可靠的表现。第二,为解决人工评分耗时且一致性低的问题,当前基于人工智能的 ASPECTS 自动评分方法层出不穷。Cheng 等^[10-12]研究表明,人工智能评分准确性与专家评分并无显著差异,计算机辅助 ASPECTS 评分用于指导临床治疗是可行的,通过客观估计才有可能消除由于肉眼和经验造成的评分不一致性,并且进一步将评分精准化。

2 人工智能在 ASPECTS 评分中的应用

2.1 基于传统 ML 的 ASPECTS 评分

ML 是人工智能的一种亚型,具有自动学习和整合新知识的能力。在医学领域,通过训练 ML 模型来处理有关医疗状况的数据,学习医生的诊断方法进而优化参数,能够客观地提高诊断准确性。训练过程可以是监督的,也可以是非监督的。在有监督的训练过程中,计算机程序通过已知的医学数据和标签的对应关系,学习如何利用已有的自变量来预测因变量。常用的监督学习模型有决策树、随机森林、支持向量机、贝叶斯算法、线性回归和逻辑回归等。在医学图像处理方面,其应用方式主要是提取医学图像中的影像学特征,通过特征工程和模型训练实现对病灶组织和正常组织的自动识别。影像科医生常用的“特征”包括位置、大小、形状、密度和信号等浅层的视觉特征,而 ML 算法可以自动挖掘更多深层的信息,计算出人眼无法判断的高级特征,如纹理信息(像素与其相邻像素之间的关系)和强度(感兴趣区域强度的直方图)等,对提高 ASPECTS 评分准确率具有潜在作用^[13]。

2017 年, Mokin 等^[14]通过测量 CT 影像中 10 个评分脑区缺血侧和对侧大脑半球的亨氏单位(Hounsfield, HU),发现两侧脑区 HU 差异在 2.0 左右时得出的分数与 ASPECTS 评分显示出高的相关系数($r=0.71$, $P<0.0001$),说明基于 HU 差异设计自动化 ASPECTS 测量软件的可解释性。但仅凭两侧脑区之间的 HU 差异或密度这些一阶图像特征,在缺血

改变较轻微或者图像具有低信噪比和运动伪影时存在评分局限性。为克服单特征带来的局限性,使AIS患者的ASPECTS评分客观自动化。Kuang等^[15]开发一个基于特征排序和机器学习算法的自动评分系统,研究中所用数据为NCCT类型,评分流程分为3步:提取脑区、模型训练、模型测试。其中利用人工绘制脑区模板非线性配准到所有图像以得到10个脑区。区别于Mokin等^[14]研究,该系统在模型训练阶段将纹理特征和缺血半球局部水平值和对侧半球局部水平值之间的差异共同作为输入特征,提高模型的泛化性和灵活性。将专家对同批患者DWI图像的评分作为标签,对每个脑区使用随机森林分类器进行训练,脑区评分的平均准确率约为85%,敏感性为92%。但Kuang等^[15]研究存在数据不平衡问题,在随机选择的157幅训练图像中,只有26.1%的ASPECTS脑区出现病灶,而正常ASPECTS脑区为73.9%。针对这一问题,刘畅等^[16]在实验前期就通过筛选得到相同数量的梗死脑组织与正常脑组织。利用特征提取从中获得396个纹理特征,经过单因素方差分析与Mann-Whitney *U*检验或*t*检验筛选后得出39个特征,再经Lasso回归算法特征降维,最终确定4个梗死灶和对侧正常脑组织有显著差异的特征参数。以这4个参数作为输入特征,建立随机森林模型诊断急性脑梗死灶。此方法没有直接得出ASPECTS评分,但对改进自动评分算法中的数据选择和分类诊断方法具有一定借鉴意义。

DWI中EIC呈现为显著高信号,被认为是识别缺血核心的金标准之一,因此DWI-ASPECTS也被广泛研究^[17]。Kellner等^[18]评估DWI-ASPECTS自动评分的可靠性,通过专家之间评分的一致性以及手动评分与计算机自动评分结果的一致性得出结论:同一评分者有较好的一致性($r=0.92$, $ICC=0.92$),表明就可重复性方面来说利用DWI进行评分可以作为一个稳健的诊断决策;不同评分者之间一致性略差($r=0.90$, $ICC=0.86$),直接表明人工评分会由于个体视觉、经验等不同造成绝对误差,间接说明自动评分的必要性。与专家评分相比,所有自动化方法的结果稍差(阈值法: $r=0.86$, $ICC=0.84$;ML: $r=0.85$, $ICC=0.84$),但基于回归树的DWI-ASPECTS比单一阈值法的预测精度更高,因此考虑诊断时间成本,采用ML确定DWI-ASPECTS评分仍有足够的可信度。

综上所述,基于ML对AIS患者进行ASPECTS评分的方法,主要是通过ML算法对评分脑区进行有无病灶分类,极大程度地解决了一部分临床上阅片工作量大,专家人手不足的问题。但这种方法在研

究过程中仍存在以下不足:(1)评分脑区是通过单个图谱配准得到,与使用多个图谱的方法相比,无法保证对所有患者都是最佳的,然而,基于单个图谱的非线性配准定位又可以在计算成本和准确性之间保持良好的平衡,所以如何精准定位ASPECTS评分脑区亟待解决;(2)输入特征需要经过复杂的特征工程进行仔细筛选,计算过程中的任何错误都会影响到最终分类结果。因此,克服以上问题是提高ASPECTS自动评分准确性的突破点。

2.2 基于深度学习的ASPECTS评分

目前已有研究型论文提出,传统ML方法中存在问题可以直接在完整图像上通过端到端的学习方法克服,而端到端的训练模式恰是深度学习所具有的特点。深度学习源于人工神经网络,是一类模仿生物神经网络的机器学习。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是神经网络的一个子类,在图像分类、目标检测、分割以及其他任务中得到广泛的应用。CNN在医学辅助诊断、预后预测、疗效评估上也有着许多亮眼的表现^[19]。最新发展显示,深度学习通过训练更大的数据集学习如何评分,提出不同于ML自动化评分的方法,在ASPECTS方向有着巨大潜力。

2019年,Khanh等^[20]开发了一个基于深度学习的ASPECTS自动评估系统,该系统使用3D CNN模型对CT图像进行有效切片过滤和评分预测,结果表明,ASPECTS的定量准确率为70%。随后,为提高准确率,Do等^[21]基于DWI图像展开研究,提出利用C3D模型来自动评估DWI-ASPECTS,其创新点在于论证了如何在一组数据中找到评分脑区所在断层的最好方法,将人工手动选择断层与自动选择断层进行对比试验,发现在评分准确率和AUC上两者均相差不大,因此为减轻专家审片压力可以采用自动切片过滤法,且不会产生过大的诊断误差。进一步地,Do等^[22]在2020年提出一种利用递归残差卷积神经网络(Recurrent Residual Convolutional Neural Network, RRCNN)的分类器算法,用于低分(1~6)和高分(7~10)ASPECTS的二分类。在每个卷积块中添加了跳跃连接并在完全连接层之前添加一个具有256个隐藏节点的长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)层。LSTM层是一种特殊的卷积,作用为微调预先训练的模型以解决递归卷积神经网络出现的梯度爆炸或者消失问题^[23]。

尽管CNN模型在图像分类中具有鲁棒性,但它们都需要大量的数据集进行训练才能获得比较客观的性能,迁移学习技术能够解决数据量偏少的问题。

许多预先训练过的模型都是公开可用的(例如 ResNet、GoogleNet、VGG 等),但这些网络使用来自 ImageNet 的公开数据进行预训练,与医学图像大相径庭,造成在训练期间学习的特征会非常不同,因此迁移学习的有效性存在争议。Do 等^[22]也对这一问题进行了分析,在特定的 DWI-ASPECTS 评估任务下比较从零开始训练的 RRCNN 网络与预先训练的 VGG16 和 InceptionV3,结果表明使用有限数据量训练的 RRCNN 模型对于快速评估 ASPECTS 是同样有效的(二分类准确率 87.3%)。在数据集不是十分庞大的情况下,这一结论可以为未来研究中选择 CNN 模型及训练策略提供参考。

以上研究证明了深度学习模型快速评估 ASPECTS 的可行性,但它仍有局限,其中最大的问题是单单输出了高低分类,没有对单个脑区进行判断,从而无法得到具体分值,这样可能会忽略一些额外的诊断或预测价值。为了应对这一挑战,在 2021 年 Kuang 等^[24]提出一个多任务学习方法 EIS-Net,在 AIS 患者的 NCCT 扫描上分割梗死灶的同时进行 ASPECTS 评估,并且通过对比消融实验说明加入分割病灶网络确实能够提高自动评分的性能。随后, Naganuma 等^[25]研究设计基于三维完全卷积网络的大脑半球比较算法的脑卒中自动评分软件,主要工作分为 3 步:首先对于脑区区域的分割,此软件使用 2D U-Net 网络,输出是与 ASPECTS 脑区相对应的 map 图;其次使用创新的 3D U-Net^[26]对病变区域进行分割,由于病变只发生在一侧,已经有研究^[27]表明,利用脑解剖的对称性特征可以显著提高 MR 图像中病灶的分割,为了在 CT 图像中也能达到更好的效果,在第 3 次池化操作后创建水平翻转的特征图,然后与原始特征图连接;最后,通过将脑区与病变区域

进行重叠得到总评分结果。Cao 等^[28]也利用了对侧评分脑区的特征差异,设计通过 VB-Net 提取目标脑区,DA-Net 判断脑区是否被累及的全自动评分方法。VB-Net^[29]由 V-Net 改进,将传统的卷积层替换成瓶颈状结构,采用 1×1×1 的卷积核来增减特征图谱的通道数从而在精准分割的同时减少网络参数,提高训练速度,分割脑区的 Dice 系数可达 0.852。DA-Net 结构由特征提取和对侧对比两个模块组成,经过卷积操作后得到两侧特征域上的差值,将其作为分类器的输入,预测该脑区是否存在梗死。最终 ASPECTS 评分准确率为 90.6%,对于是否可溶栓分类结果为 92.4%,与经验丰富的放射科专家评分结果有很高的一致性。

众所周知在深度学习中,庞大的数据集是模型学习的基础。尽管基于 CNN 模型的 ASPECTS 自动评分有着极大的研究前景,但不论是先分割脑区后分类或是直接利用分类网络得到评分,都应该考虑收集更多的数据集来优化模型的性能并且使用从多个机构得到的数据集验证开发的模型。这不仅有利于提高模型的普适性,而且有助于积累和共享 AIS 患者的医学影像数据。在未来的研究中,这些数据能够极大地促进精准医疗和个性化医疗的快速发展,使建立一个完整且标准的脑部图像自动诊断系统成为可能。

2.3 现有 ASPECTS 自动评分软件性能对比

至今,市面上已推出多个 ASPECTS 自动评分软件,辅助医生对 AIS 患者进行诊疗。其中西门子开发的 Frontier V2、英国牛津有限公司的 Brainomix 以及美国公司推出的 RAPID ASPECTS 这 3 种系统最为主流并有大量研究证明其有效性。表 1 汇总了近年来评分软件的相关文献。

表 1 ASPECTS 自动评分软件相关文献
Table 1 Relevant literature on automatic ASPECTS software

文献	软件	研究结论
Herweh 等 ^[30] ,2016 年	Brainomix	软件评分提高临床决策
Nagel 等 ^[31] ,2017 年	Brainomix	软件评分并不逊于放射科医生(敏感性、特异性和准确性分别为 44%、93%、87% 和 44%、91%、85%)
Goebel 等 ^[32] ,2018 年	Frontier V2、Brainomix	专家与 Brainomix 在评分方面有很强的一致性,但与 Frontier V2 的一致性仅为低至中度
Li 等 ^[33] ,2020 年	改进 Frontier V2	在软件的辅助下,经验较少的放射学专家评分一致性得到提高
Maegerlein 等 ^[12] ,2019 年	RAPID	判断早期脑缺血时,软件评分比经验丰富的放射学专家更加准确
Albers 等 ^[34] ,2019 年	RAPID	相对于人工评分,软件评分有更好的一致性
Hoelter 等 ^[35] ,2020 年	3 个软件比较	Brainomix :AUC=0.759, $P<0.001$;Frontier V2: AUC=0.752, $P<0.001$; RAPID: AUC=0.734, $P<0.001$
荆利娜等 ^[36] ,2021 年	RAPID	自动 ASPECTS 评分法可以评估急性卒中受累区域

研究表明,软件辅助评分与放射科医生的评分高度相关,既保证了EIC检测的准确性,又大大缩短了检测时间,能够为患者争取更多的治疗时间^[11]。2016年,Herweh等^[30]利用Brainomix软件对34名患者进行ASPECTS评分,结果表明软件的敏感性优于人类专家,特异性与专家并无统计学差异。在另一项比较实验中^[31],该软件的评价指标均不低于3名专业医生。Frontier V2根据两半球缺血和非缺血脑组织之间的平均亨氏单位差异来评估10个脑区,算法改进后发现该软件能够辅助经验较少的放射学专家得到更好的评分一致性^[32-33]。Maegerlein等^[12]和Albers等^[34]团队将RAPID ASPECTS与人工评分比较,同样发现自动化软件与标准评分更为一致。2020年德国神经放射科的Hoelter等^[35]对这3个软件进行横向对比,实验结果表明,这些软件和专家评分之间的准确性和一致性不相上下。2021年,荆利娜等^[36]利用RAPID软件进行评分研究,通过软件自动锁定评分脑区,在评分过程中可以同时评估急性卒中受累区域。但由于脑区大小不一,每个区域评分存在差异,因此具体病灶位置仍需结合临床体征综合判断。

当前市场上存在的ASPECTS自动评分工具与专家评分在诊断早期AIS之间存在显著的相关性,证明基于人工智能的自动评分法能够辅助神经放射科医生完成在临床决策方面的工作。特别是对于急性脑部疾病,软件提供自动快速的ASPECTS评估结果,意味着患者能够尽早接受准确到位的治疗。当然在未来这类自动评分软件需要进一步的研究来评估其对溶栓和血栓切除患者治疗决策的影响,实现从诊断到治疗再到预后评价的整个就医体系的智能化。

3 问题与展望

本文回顾了近年来基于人工智能算法的AIS-ASPECTS自动评分方法。通过总结分析发现,利用ML或人工神经网络的人工智能算法进行ASPECTS评分能够改善临床人为评分主观性强、评估一致性差及评估准确率低等问题,从而为AIS的精准评估和临床决策提供客观可靠的参考。然而,现有研究仍存在以下不足:(1)缺少统一标准化标签。目前基于人工智能的算法往往是有监督的学习,即需要大量准确标记的训练数据,例如在对NCCT图像进行评分算法研究时使用同批患者的DWI影像评分作为标签^[17]。但是评分金标准是由医生手动勾画脑区后观察脑区中是否有病灶得出,费时费力且多个评分者或者同一评分者在不同时间也会产生轻微且不可避

免的绝对差异,从而造成评分方法无法投入临床使用。(2)模型自动化和精确度有待提高。目前提出的模型分为传统ML和深度学习两类,总体来说获得了比较好的评分结果,但从模型训练的流中发现基于ML算法的评分方法大多需要利用配准来获得评分脑区,无法实现端到端的自动评估;基于深度学习方法的自动评分又存在数据量单薄的问题,而公共数据集中的训练数据往往数量和质量都很低,导致使用来自单一设备的小样本数据训练的模型鲁棒性差以及泛化不足,自适应性有待提高,并且模型存在黑匣子问题,可解释性低。(3)缺少临床信息的结合。针对不同发病时长的患者进行ASPECTS评分在是否溶栓的诊断上略有区别,对于醒后卒中类型患者需要进行额外的判断。若对发病时间未知的AIS患者贸然进行溶栓治疗,成功率低且易造成不良的临床结果,如溶栓后症状性脑出血(symptomatic Intracranial Hemorrhage, sICH),错过治疗黄金时间导致死亡率大大上升。

针对以上不足,本研究对人工智能评分方法的未来发展趋势进行如下展望:(1)医生手动勾画的标签可能存在主观性偏差,如果继续研究自动ASPECTS评分算法,将其作用到临床上,就必须严格规定ASPECTS脑区的划分,并对放射科医生进行相应的培训;(2)将传统ML与深度学习神经网络相结合,实现自动化评分的端到端操作而且增加了整个评分流程的可解释性;(3)ASPECTS评分需要进一步研究。评分时发病时间至关重要,需要对发病时间不明的患者结合临床其它信息进行诊断。若给予溶栓,需要在治疗前后对患者分别进行ASPECTS评分,以此评判溶栓对此患者是否有实质性的治疗效果;(4)对于单一数据训练出来的网络性能有待优化问题,目前提出改进的方法是利用多模态影像数据(NCCT、CTA、CTP、DWI等)同时进行训练,增加数据多样性是优化模型的常用手段。此外,有研究^[39-41]提出基于多模态ASPECTS评分能够更加准确地预测sICH风险^[37-38],继续着眼于不同模态计算机辅助评分方法的研究并对其进行一致性分析,有利于提高诊断是否可溶栓的准确性,降低预后出血率。

【参考文献】

- [1] Kisa A, Kisa S, Collaborators GS. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990-2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019[J]. Lancet Neurol, 2021, 20(10): 795-820.
- [2] 彭斌, 吴波. 中国急性缺血性脑卒中诊治指南2018[J]. 中华神经科杂志, 2018, 51(9): 666-682.
Peng B, Wu B. Chinese guidelines for the diagnosis and treatment of acute ischemic stroke[J]. Chinese Journal of Neurology, 2018, 51(9): 666-682.

- [3] 王族, 宋海庆. 急性缺血性卒中血管内治疗研究进展[J]. 中国脑血管病杂志, 2021, 18(1): 65-67.
Wang Z, Song HQ. Research progress on endovascular treatment of acute ischemic stroke [J]. Chinese Journal of Cerebrovascular Diseases, 2021, 18(1): 65-67.
- [4] Shafaat O, Bernstock JD, Shafaat A, et al. Leveraging artificial intelligence in ischemic stroke imaging[J]. J Neuroradiology, 2022, 49(4): 343-351.
- [5] Goyal M, Demchuk AM, Menon BK, et al. Randomized assessment of rapid endovascular treatment of ischemic stroke[J]. New Engl J Med, 2015, 372(11): 1019-1030.
- [6] 罗剑木, 曹奔. DWI-ASPECTS评分在静脉溶栓治疗急性脑梗死患者预后评估中的价值[J]. 中南医学科学杂志, 2022, 50(1): 113-116.
Luo JM, Cao B. The value of DWI-ASPECTS score in the evaluation of prognosis of patients with acute cerebral infarction treated by intravenous thrombolysis[J]. Medical Science Journal of Central South China, 2022, 50(1): 113-116.
- [7] Bal S, Bhatia R, Menon BK, et al. Time dependence of reliability of noncontrast computed tomography in comparison to computed tomography angiography source image in acute ischemic stroke[J]. Int J Stroke, 2015, 10(1): 55-60.
- [8] 刘乃嘉, 胡颖, 杨一风, 等. 基于不同模态影像的急性缺血性卒中计算机辅助阿尔伯塔卒中项目早期计算机断层扫描评分研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2021, 38(4): 790-796.
Liu NJ, Hu Y, Yang YF, et al. Progress in computer-assisted Alberta stroke program early computer tomography score of acute ischemic stroke based on different modal images[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38(4): 790-796.
- [9] Aoki J, Kimura K, Shibasaki K, et al. DWI-ASPECTS as a predictor of dramatic recovery after intravenous recombinant tissue plasminogen activator administration in patients with middle cerebral artery occlusion[J]. Stroke, 2013, 44(2): 534-537.
- [10] Cheng XQ, Su XQ, Shi JQ, et al. Comparison of automated and manual DWI-ASPECTS in acute ischemic stroke: total and region-specific assessment[J]. Eur Radiol, 2021, 31(6): 4130-4137.
- [11] Kuang HL, Qiu W, Najm M, et al. Validation of an automated ASPECTS method on non-contrast computed tomography scans of acute ischemic stroke patients[J]. Int J Stroke, 2020, 15(5): 528-534.
- [12] Maegerlein C, Fischer J, Mönch S, et al. Automated calculation of the alberta stroke program early CT score: albers[J]. Radiology, 2019, 291(1): 141-148.
- [13] Lee EJ, Kim YH, Kim N, et al. Deep into the brain: artificial intelligence in stroke imaging[J]. J Stroke, 2017, 19(3): 277-285.
- [14] Mokin M, Primiani CT, Siddiqui AH, et al. ASPECTS (Alberta Stroke Program Early CT Score) measurement using Hounsfield unit values when selecting patients for stroke thrombectomy[J]. Stroke, 2017, 48(6): 1574-1579.
- [15] Kuang HL, Najm M, Chakraborty D, et al. Automated ASPECTS on noncontrast CT scans in patients with acute ischemic stroke using machine learning[J]. Am J Neuroradiol, 2019, 40(1): 33-38.
- [16] 刘畅, 赵泓博, 贾宏茹, 等. 基于CT图像纹理分析结合机器学习随机森林模型对急性脑梗死的辅助诊断价值[J]. 临床放射学杂志, 2020, 39(7): 1439-1443.
Liu C, Zhao HB, Jia HR, et al. The added value of texture analysis combined with machine learning random forest model in acute cerebral infarction based on CT images[J]. Journal of Clinical Radiology, 2020, 39(7): 1439-1443.
- [17] Brazzelli M, Sandercock PA, Chappell FM, et al. Magnetic resonance imaging *versus* computed tomography for detection of acute vascular lesions in patients presenting with stroke symptoms[J]. Cochrane Database of Systematic Reviews, 2009, 4(4): CD007424.
- [18] Kellner E, Reisert M, Kiselev VG, et al. Comparison of automated and visual DWI ASPECTS in acute ischemic stroke[J]. J Neuroradiology, 2019, 46(5): 288-293.
- [19] Chen X, Wang X, Zhang K, et al. Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis[J]. Med Image Anal, 2022, 79: 102444.
- [20] Khanh TL, Baek BH, Kim SK, et al. Assessment of ASPECTS from CT scans using deep learning[J]. J Kims, 2019, 22(5): 573-579.
- [21] Do LN, Park IW, Yang HJ, et al. Automatic assessment of DWI-ASPECTS for assessment of acute ischemic stroke using 3D convolutional neural network [C]//Proceedings of the 6th International Conference on Big Data Applications and Services, Zhengzhou, China. 2018: 19-22.
- [22] Do LN, Baek BH, Kim SK, et al. Automatic assessment of ASPECTS using diffusion-weighted imaging in acute ischemic stroke using recurrent residual convolutional neural network[J]. Diagnostics, 2020, 10(10): 803.
- [23] Sak H, Senior AW, Beaufays F. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling[C]//Interspeech. 2014: 338-342.
- [24] Kuang HL, Menon BK, Sohn SI, et al. EIS-Net: segmenting early infarct and scoring ASPECTS simultaneously on non-contrast CT of patients with acute ischemic stroke[J]. Med Image Anal, 2021, 70: 101984.
- [25] Naganuma M, Tachibana A, Fuchigami T, et al. Alberta stroke program early CT score calculation using the deep learning-based brain hemisphere comparison algorithm[J]. J Stroke Cerebrovasc, 2021, 30(7): 105791.
- [26] Fuchigami T, Akahori S, Okatani T, et al. A hyperacute stroke segmentation method using 3D U-Net integrated with physicians' knowledge for NCCT[C]//Medical Imaging 2020: Computer-Aided Diagnosis. International Society for Optics and Photonics, 2020, 11314: 113140G.
- [27] Wang YR, Katsaggelos AK, Wang X, et al. A deep symmetry convnet for stroke lesion segmentation[C]//IEEE International Conference on Image Processing(ICIP). IEEE, 2016: 111-115.
- [28] Cao ZH, Xu JN, Song B, et al. Deep learning derived automated ASPECTS on non-contrast CT scans of acute ischemic stroke patients [J]. Hum Brain Mapp, 2022, 43(10): 3023-3036.
- [29] Zhu WH, Huang H, Zhou YQ, et al. Automatic segmentation of white matter hyperintensities in routine clinical brain MRI by 2D VB-Net: a large-scale study[J]. Front Aging Neurosci, 2022, 14: 915009.
- [30] Herweh C, Ringleb PA, Rauch G, et al. Performance of e-ASPECTS software in comparison to that of stroke physicians on assessing CT scans of acute ischemic stroke patients[J]. Int J Stroke, 2016, 11(4): 438-445.
- [31] Nagel S, Sinha D, Day D, et al. e-ASPECTS software is non-inferior to neuroradiologists in applying the ASPECT score to computed tomography scans of acute ischemic stroke patients[J]. Int J Stroke, 2017, 12(6): 615-622.
- [32] Goebel J, Stenzel E, Guberina N, et al. Automated ASPECT rating: comparison between the Frontier ASPECT Score software and the Brainomix software[J]. Neuroradiology, 2018, 60(12): 1267-1272.
- [33] Li L, Chen Y, Bao Y, et al. Comparison of the performance between frontier ASPECTS software and different levels of radiologists on assessing CT examinations of acute ischaemic stroke patients[J]. Clin Radiol, 2020, 75(5): 358-365.
- [34] Albers GW, Wald MJ, Mlynash M, et al. Automated calculation of alberta stroke program early CT score: validation in patients with large hemispheric infarct[J]. Stroke, 2019, 50(11): 3277-3279.
- [35] Hoelter P, Muehlen I, Goelitz P, et al. Automated ASPECT scoring in acute ischemic stroke: comparison of three software tools [J]. Neuroradiology, 2020, 62(10): 1231-1238.
- [36] 荆利娜, 高培毅, 杜万良, 等. 自动ASPECTS评分法在急性缺血性卒中早期影像评估中的应用价值[J]. 中国卒中杂志, 2021, 16(5): 463-469.
Jing LN, Gao PY, Du WL, et al. The value of automated ASPECTS scoring in imaging assessment of early ischemic changes in acute ischemic stroke[J]. Chinese Journal of Stroke, 2021, 16(5): 463-469.
- [37] Phan K, Saleh S, Dmytriw AA, et al. Influence of ASPECTS and endovascular thrombectomy in acute ischemic stroke: a meta-analysis [J]. J Neurointerv Surg, 2019, 11(7): 664-669.
- [38] 陈妙玲, 梁满球, 邹玉坚, 等. DWI-ASPECTS对大脑中动脉供血区急性脑梗死患者早期神经功能恶化的预测价值[J]. 放射学实践, 2022, 7(7): 813-817.
Chen ML, Liang MQ, Zou YJ, et al. The predictive value of DWI-ASPECTS for early neurological deterioration in patients with acute middle cerebral artery territory infarction[J]. Radiologic Practice, 2022, 7(7): 813-817.
- [39] Kawano H, Hirano T, Inatomi Y, et al. Presence of deep white matter lesions on diffusion-weighted imaging is a negative predictor of early dramatic improvement after intravenous tissue plasminogen activator thrombolysis[J]. Cerebrovasc Dis, 2010, 30: 230-236.
- [40] 金灿, 王苇. ASPECT评分的临床应用进展[J]. 国际医学放射学杂志, 2015, 38(5): 418-422.
Jin C, Wang W. Progress of ASPECTS score system in clinical application[J]. International Journal of Medical Radiology, 2015, 38(5): 418-422.
- [41] Cheng XQ, Shi JQ, Wu H, et al. Automated ASPECTS for multi-modality CT predict infarct extent and outcome in large-vessel occlusion stroke[J]. Eur J Radiol, 2021, 143: 109899.

(编辑:陈丽霞)