XXXX DOI:

深度神经网络联合神经影像学在脑外伤中的研究进展

胡佳雯,朱瑞婷,张 明
(西安交通大学第一附属医院放射科,西安 710000)

【摘 要】脑外伤(traumatic brain injury,TBI)是1种常见且复杂的神经系统损伤,涵盖从轻度到重度多种类型。轻度脑外伤虽多缺乏明显影像学表现,但目前研究表明,早期容易漏诊或误判的边缘系统等特定脑区微小病灶可能与伤后长期认知障碍及精神心理问题有关;重度脑外伤常伴有复杂病灶及扭曲结构,对颅内出血等关键病灶的快速定量影像诊断有较高需求。传统神经影像学在病灶边界分割、微小病灶识别等方面存在明显局限,有限时间内采集图像的方式和图像信息则进一步限制了急诊状态快速检出、微小病灶精准识别的需求。近年来,深度神经网络在医学影像自动识别与分析中的应用迅速发展,为脑外伤的高效诊断与动态管理提供了新的解决方案。本文系统综述了深度神经网络联合神经影像学在脑外伤中的应用进展,重点关注颅内出血自动分割、脑微出血(cerebral microbleeds,CMBs)的精准检测、图像质量提升等关键领域,并展望未来的发展方向。

【关键词】脑外伤;深度神经网络;神经影像学;颅内出血;脑微出血
【中图分类号】R445.1;TP391.41 【文献标志码】A 【收稿日期】2025-07-15

Research advances in the application of deep neural network combined with neuroimaging in traumatic brain injury

Hu Jiawen, Zhu Ruiting, Zhang Ming
(*Radiology Department, The First Affiliated Hospital of Xi'an Jiao Tong University*)

【**Abstract**】Traumatic brain injury (TBI) is a common and complex neurological condition encompassing a wide spectrum from mild to severe injuries. Although mild TBI often shows no significant abnormalities on conventional neuroimaging, recent studies have shown that subtle lesions in specific brain regions, including the limbic system, are easily missed or misinterpreted in the early stage and may be associated with long-term cognitive deficits and neuropsychiatric symptoms, and severe TBI typically presents with complex lesions and distorted brain structures, thus requiring rapid and quantitative imaging assessment for critical pathologies such as intracranial hemorrhage. Traditional neuroimaging approaches face significant limitations in accurate lesion boundary delineation and detection of minute abnormalities, and constraints in imaging speed and quality within a limited time further hinder the rapid identification and precise detection of subtle lesions in emergency settings. In recent years, rapid development has been observed in the application of deep neural networks in automated identification and analysis of medical images, offering new solutions for the efficient diagnosis and dynamic management of TBI. This article systematically reviews the current advances in the application of deep neural networks and neuroimaging in TBI, with a particular focus on key areas including automated intracranial hemorrhage segmentation, precise detection of cerebral microbleeds, and image quality enhancement. This article also discusses the future research directions in this field.

【**Key words**】traumatic brain injury; deep neural network; neuroimaging; intracranial hemorrhage; cerebral microbleeds

脑外伤或创伤性颅脑损伤(traumatic brain injury,TBI)是指由外力导致的颅脑结构损伤或病理改变,是神经系统最常见的疾病之一。弥漫性轴索损伤是脑外伤的主要病理变化,根据严重程度不同,还可能伴有颅内出血、水肿、颅骨骨折、脑疝等改变。轻度脑外伤约占所有脑外伤的70%~90%,其中约90%以上的常规计算机断层扫描(computed tomography,CT)为阴性;然而,轻度脑外伤并非完全“轻度”,其可能

作者介绍:胡佳雯,Email:hujiawen@stu.xjtu.edu.cn,研究方向:神经影像诊断。
通信作者:张 明,Email:zhangming01@mail.xjtu.edu.cn。
基金项目:国家自然科学基金面上资助项目(编号:82071879);陕西省卫生健康脑科学与影像新技术科研创新平台资助项目(编号:2023PT-09)。

发生的脑微出血(cerebral microbleeds,CMBs)、轴索损伤等微结构改变,可能导致约30%的患者发生慢性头痛、注意力障碍及情绪异常等后遗症。中-重度脑外伤患者预后存在较大异质性,具有较高的死亡率和致残率;如何实现对颅内出血、弥漫性轴索损伤等关键病灶及时、准确的早期影像学评估,建立个体化的治疗方案,对抢救生命、制定急诊手术及干预策略至关重要。同时研究显示,脑外伤后长期的认知功能下降及抑郁、焦虑等精神心理问题或与前额叶、边缘系统、丘脑等认知情绪相关区域的脑微出血、轴索损伤等微结构及功能改变相关,这些问题近年来在扩散张量成像、功能磁共振成像等高级神经影像中研究广泛,却在临床应用中极大受限。传统影像由于采集信息不足,可能混淆图像噪声与病灶,以致低估脑结构损伤、长期认知功能下降及精神心理问题被忽视。因此,提升传统神经影像的微小病灶检出能力及影像质量,对于脑外伤患者的全病程管理具有重要价值,并使临床常规应用的影像技术为疾病诊断、预后评估等提供更充分的线索。

传统神经影像技术在精准分割病灶边界、分辨细微病灶、处理低质量图像等方面仍存在诸多不足。脑外伤的病灶类型复杂且动态演变迅速,现有的人工判读与传统分析方法难以全面满足临床对高效、精准、动态监测的需求。近年来,深度神经网络作为人工智能领域的重要分支,凭借其卓越的图像识别与模式学习能力,在医学影像分析中取得了

明显进展,尤其在肿瘤识别、眼底图像分析和肺部疾病检测等领域已较为成熟[1]。相较之下,在脑外伤这一复杂、异质性极高的疾病中,深度神经网络的研究尚处于不断发展和积累阶段。通过多种深度学习架构,研究者在脑外伤影像相关的病灶自动分割、微小病灶检测、图像质量提升等方面实现了一定的突破。深度神经网络快速、精准地分割与识别影像图像,近些年逐步被应用到神经系统的疾病诊断和预后评估中,可能为改善患者生存率与功能恢复提供帮助。

本文旨在系统综述深度神经网络联合神经影像学在脑外伤中的研究进展,重点聚焦于颅内出血自动分割、脑微出血精准检测、图像质量改良的应用领域,并进一步探讨深度神经网络在脑外伤中的未来发展方向。

1 传统神经影像学在脑外伤中的应用

神经影像学技术是当前TBI评估的重要工具,CT因其快速性、高可用性和对出血等急性颅内损伤的高敏感性,成为急诊情况下评估TBI颅内出血等关键病灶的首选影像学检查方法。磁共振成像(magnetic resonance imaging,MRI)在检测微小皮质挫伤、弥漫性轴索损伤和脑微出血等方面比CT更敏感,尤其适用于亚急性期及症状与CT结果不符的患者,也可用于对TBI患者脑萎缩、白质损伤和慢性脑损伤等长期影响的评估。这些影像学方法在TBI的诊断中具有不可取代的价值,但仍存在病灶分割及早期微小病变检出困难、图像质量不佳等尚待解决的瓶颈。

头颅CT在颅内出血的快速识别中发挥了核心作用,但在出血边界精确分割等方面仍存在局限。CT图像估算血肿体积通常采用ABC/2公式,但该方法对不规则血肿估算常出现明显误差,在某些形态下高估体积甚至可达32%[2]。同时,传统CT扫描在微小病灶快速识别方面存在明显局限,特别是在低剂量扫描条件下,容易受到图像噪声、伪影干扰,导致对细微病灶的漏检和误判,明显干扰了灰白质分界、微结构病灶以及边界模糊病变的识别。

MRI的磁敏感加权成像(susceptibility weighted imaging,SWI)序列在CMBs等小病灶的识别中较CT具有较高价值和明显优势,但其在识别边界模糊、分布广泛的CMBs时常受限于图像对比度低、伪影干扰等,存在一定程度的漏诊与误判。同时,其存在采集时间长、重建效率低等问题,难以满足急诊创伤患者对快速诊断的临床需求。

为克服传统神经影像的局限性,需要引入更先进的技术以支持更为实时精准和高效的诊断。深度神经网络技术的出现与发展则为此提供了具有巨大潜力的解决方案,联合神经影像学的深度神经网络通过大量复杂图像数据的处理以提升TBI诊断的质量和效率。

2 深度神经网络概述

深度学习是机器学习的一个子领域,其基于人工神经网络的结构和算法,通过模拟人脑神经元的连接和信息处理方式,实现对复杂数据模式的学习和识别,深度神经网络是深度学习的核心工具。深度神经网络模型在医学影像处理与分析中具有巨大的潜力,为TBI神经影像学的应用带来了重大突破。这些网络通过训练大量的标注数据,可以自动学习影像特征,识别出传统方法难以精准分割的病灶边界和难以量化的病灶体积,以及难以察觉的细微损伤,从而提高诊断的灵敏度和特异性[3]。同时亦可利用深度神经网络提高图像重建速度、降低图像伪影,以提高影像学诊断的整体质量和准确性。

卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)是影像图像分析中最常用的深度神经网络之一,主要用于处理结构化的网格数据,在CT和MRI等二维影像数据的处理中显示出巨大的优势[4]。目前,CNN已广泛应用于医学图像分割等任务中,如基于3D深度卷积神经网络实现脑肿瘤结构的自动重建等[5]。CNN通过局部感知和权值共享的机制,能够明显减少网络参数以提高模型的训练效率,在处理庞大的影像数据集时尤为关键。通过多层特征提取器,CNN可以有效地提取并识别医学影像中的复杂模式和细微特征,对于检

测TBI中的微出血等症状非常重要。

生成对抗网络(generative adversarial network,GAN)适合于影像数据的增强和生成、跨模态重建、图像去噪与超分辨率等[4],由生成器和判别器2个网络组成。GAN能够合成真实感极强的影像数据样本,提供在小样本情况下稳定的网络性能。在TBI数据的建模中,GAN被用来生成逼真的脑部影像数据,在帮助提高诊断模型准确性的同时,也有效降低了数据获取成本。然而,其训练不稳定、计算资源需求高和解释性差等局限性仍需进一步改进和优化。

Transformer网络由于其独特的自注意力机制和并行计算能力,在处理时间序列数据中展现出卓越的性能[6]。自注意力机制是Transformer网络的核心,这种机制使得网络能够学习到输入序列中不同元素之间的复杂依赖关系。与传统循环神经网络相比,Transformer在处理长序列上没有梯度长依赖性问题,且具备更高的训练效率[4]。Transformer在多模态任务、位置信息处理、复杂运算等方面均显示出突出优势。Transformer的多头注意力机制也可以帮助捕获不同脑区间的活动交互,为理解脑损伤后的功能网络重组提供新的视角[6]。

3 深度神经网络联合神经影像学在脑外伤中的应用

3.1 基于CT与深度神经网络的颅内出血灶分割

颅内出血是TBI中最常见且最关键的病理改变之一,具有极高的临床诊断与干预价值,不同类型的出血在影像学表现和临床处理策略上具有明显差异。出血量和分布不仅在一定程度上反映了损伤的严重程度,还与患者的神经功能预后密切相关,同时能够辅助临床评估和进一步治疗方案的制定。传统头颅CT在颅内出血定性和定量识别过程中存在与实际情况的偏差会影响危险评估、是否施行清除术或导管引流等进一步临床决策及手术计划,以致治疗过度或不足,甚至可能使致残率和死亡率上升。深度神经网络的引入为颅内出血的自动识别、分型及出血体积定量提供了更高效、精准的解决方案,明显提升了影像诊断的临床适用性。

近年来,深度神经网络在TBI相关颅内出血的CT分割任务中取得明显进展,研究者们在传统CNN基础上进行模型结构创新、多模态融合和定量算法优化,有效提升了TBI颅内出血分割的准确性与实用性。Monteiro M等[7]基于欧洲60个中心的大规模临床数据,构建了1个两阶段训练框架的CNN模型,用于多类脑出血与水肿病灶的自动分割和体积定量,在脑室内出血的量化上表现尤为出色,且初步突破了既往研究数据量较小、真实世界泛化能力不足的瓶颈。为提升模型对病灶边界及细粒度结构的识别能力,D'Angelo T等[8]在传统CNN基础上引入注意力机制与多尺度特征融合策略,并结合临床先验信息,明显提高了模型对颅内出血亚型的识别准确率。Inkeaw P等[9]则采用结合体素级标签的3D U-Net模型,在识别体积小、边界模糊的出血灶方面优于传统2D方法。针对分割与预后评估的联合需求,Yao HM等[10]与Xu Y等[11]分别提出了多视图CNN与级联深度网络框架,前者融合影像与非影像数据以预测6个月死亡率;后者实现了颅内出血分割、亚型分类及14 d院内死亡风险预测。为增强模型对复杂病灶的表达能力,Tran AT等[12]结合Transformer与CNN架构,融合了Transformer的全局建模能力与CNN的局部特征提取优势,并利用贝叶斯机制引入预测不确定性建模,在非增强CT图像中实现了边界分割精度的明显提升。Phaphuangwittayakul A等[13]构建的优化深度学习框架结合3D多类别语义分割与精调分类网络,实现了3种颅内出血亚型的三维掩膜生成与定量测量。

3.2 基于MRI与深度神经网络的脑微出血识别

弥漫性轴索损伤是TBI中1种极其重要且预后较差的病理类型,在重度脑外伤患者中发病率较高,与意识障碍、昏迷、植物状态等严重临床表现密切相关,是影响TBI患者长期功能恢复和生存质量的关键因素。作为TBI中弥漫性轴索损伤的重要影像标志,CMBs的存在与数量同患者的神经功能预后、认知障碍风险和长期神经系统损伤密切相关。及时发现脑微出血,有助于预防可能的出血进展或其他二次损伤。精准识别CMBs具有重要的临床意义。深度神经网络与神经影像学的结合为脑微出血的精准自动化检测与定位提供了突破口,通过构建基于三维卷积神经网络、U-Net结构或多阶段级联模型的智能检测框架,有望实现对SWI图像中微出血灶的精确分割与识别。

早期CMBs自动检测与分割的研究集中于利用3D CNN从MRI图像中直接提取空间特征以检测脑部微出血,Dou Q等[14]和Suwalska A等[15]分别构建了3D FCN结构和CMB-HUNT系统,相较于二维模型,明显提高了检测的空间敏感性与计算效率,尤其在假阳性控制方面表现出良好稳定性。Khaffafi B等[16]进一步评估了多种CNN架构,指出多通道与稳定多尺度策略在灵敏度和特异度方面均优于传统算法,为CMBs检测建立了高性能基线。随着研究的深入,多项工作转向解决脑微出血在MRI图像中"体积小、对比度低、边界模糊"等识别难点。Kim JH等[17]在3D U-Net基础上引入区域提议网络与特征融合机制,有效减少了假阳性识别;Wei ZL等[18]则构建了级联式微病灶网络,通过注意力机制和动态损失函数强化小病灶的边界识别能力,明显提升2 mm以下CMBs的检测表现。与此同时,Liu SF等[19]首次将相位图像与SWI联合输入深度模型,并提出基于3D快速径向对称变换生成候选区域,从而增强低对比病灶的识别能力,并有效区分钙化、血管伪影等干扰结构。为进一步提升图像特征表达的丰富性与细节保留能力,部分研究引入了更复杂

的数据结构与模型框架，Duan CH等[20]提出的复值神经网络，通过处理磁共振原始复数数据，在重建SWI图像过程中保留了更多磁敏感信息，并在运动伪影抑制方面表现出明显优势。除了图像层面的结构增强，部分前沿研究还引入跨模态、跨领域的人工智能方法来进一步提高检测的智能化水平。如Chen C等[21]提出结合视觉Transformer与语言模型的视觉-语言融合框架，通过语义信息引导模型聚焦于关键病灶区域，在增强模型解释性的同时优化了分类性能。在实际检测流程的整合与自动化方面，Al-masni MA等[22]提出2阶段集成方法，分别执行病灶候选区域检测与精细识别，确保了效率与精度之间的平衡。而在创伤性CMBs这一特定情境下，Koschmieder K等[23]通过系统对比3种不同神经网络模型，验证了分割模型在低假阳性计数下的优势，为该类病灶在复杂临床图像中识别提供了更可靠手段。

3.3 基于多模态影像与深度神经网络的图像质量改良

传统的神经影像学图像存在重建速度慢、微小病灶易与噪声相互混淆以致误诊漏诊等问题。这种延迟可能导致患者错过最佳治疗窗口期，引发不可逆的脑损伤并导致较差的预后。微小出血若未被及时识别，可能导致病情进展得不到有效干预，影响治疗时机及患者预后。CNN等深度神经网络通过有效抑制噪声、减少伪影、增强结构细节以及多模态图像融合等方法，不仅提升了图像质量，同时实现了更快速的图像重建，在TBI影像图像质量的改善方面展现出广阔的应用前景。

Duan CH等[20]提出了1种基于复数卷积神经网络的深度学习模型，利用SWI数据的复数特性，从高度加速数据中重建高质量图像，显示出良好的临床实用性。GAN在MRI图像重建领域也取得了明显成果。Zhao X等[24]提出了一种新型的医学图像修复模型—sTBI-GAN，用于合成严重TBI患者的标注MRI图像，以解决手动标注困难和数据不足的问题。传统的数据增强技术如空间和强度变换无法有效合成创伤性脑部的变形和病变，限制了后续分割任务的性能。sTBI-GAN的创新之处在于能够同时生成TBI的MRI图像及其相应的标签，这是此前医学图像修复方法未曾实现的。在降低辐射剂量的同时保持图像质量是CT成像中的重要挑战，崔津津等[25]探讨了深度学习重建算法在改善颅脑低剂量CT图像质量方面的效果，该算法能够有效降低图像噪声和伪影，并提高信噪比和对比噪声比，其中高强度重建算法图像质量最佳，主观评分优于传统的自适应统计迭代重建算法，具有明显的临床应用前景。然而，目前多数图像质量改良模型仍局限于单中心、小样本或特定设备获取的影像，缺乏在多中心、不同扫描参数及设备条件下的广泛验证，导致模型泛化能力和临床推广价值受限。同时深度学习图像重建与伪影抑制过程中，部分模型可能过度平滑，导致微小结构信息丢失，进而影响后续病灶识别与诊断的准确性。多模态图像融合仍面临配准误差、模态间信息不对称以及信号衰减等技术难题，现有方法对复杂病灶及边界细节的还原仍不够理想。

4 讨 论

本文系统综述了深度神经网络联合神经影像学在脑外伤中的应用进展，重点总结了基于CT和MRI的病灶自动分割、脑微出血检测及图像质量改良等方面的重要研究成果。深度神经网络

明显提升了颅内出血、脑微出血等关键病灶的检测灵敏度与分割精度；在一定程度上提高了图像质量和重建效率；在辅助诊断、预后评估以及全病程个体化管理中展现出广阔前景，为精准治疗与康复干预提供了可能的技术支撑。

尽管相关技术发展迅速，但当前研究仍面临诸多挑战。一方面，多数深度神经网络模型依赖单中心、小样本或特定设备获取的数据，缺乏跨中心、跨设备、跨种族的大规模验证，模型的泛化能力与临床适用性存在不足。另一方面，现有多模态融合多停留在简单并行输入或特征拼接的层面，未能深入挖掘影像间潜在的高阶交互及动态关联。此外，对于颅内出血和脑微出血的检测，模型在复杂背景干扰、低质量图像和运动伪影下的稳定性仍有待提升，部分图像重建与质量改良算法也存在过度平滑、微小结构丢失的问题。并且，现有研究多聚焦于静态单时相影像，尚缺乏针对脑外伤病灶动态演变的纵向追踪与全病程闭环管理，深度学习“黑箱化”问题仍限制其在高风险临床决策场景的应用。

未来研究应依托更大规模、多中心、多设备的异质性数据集，开发具备更强泛化能力和鲁棒性的全病程管理系统。多模态信息融合亟需突破现有技术瓶颈，重点发展跨模态时序建模、病灶动态演变自动化追踪以及高精度图像质量提升的新型网络结构。同时，应引入联邦学习、迁移学习等隐私保护与模型共享机制，促进多机构数据协同，推动多中心模型验证。进一步还应加强深度学习模型的可解释性设计，通过可视化、因果推断等手段提升临床透明度，力求实现从影像采集、自动解读、病灶动态监测到个体化干预推荐的全流程闭环管理，加速脑外伤精准医疗的发展。

参 考 文 献

[1] 刘思恒，李 佳，彭贤贵，等. 探索Morphogo在多发性骨髓瘤MRD检测中的应用[J]. 重庆医科大学学报，2022，47(8)：948-952.
Liu SH，Li J，Peng XG，et al. Application of Morphogo in the detection of minimal residual disease in multiple myeloma[J]. J Chongqing Med Univ，2022，47(8)：948-952.

[2] Huttner HB，Steiner T，Hartmann M，et al. Comparison of ABC/2 estimation technique to computer-assisted planimetric analysis in

warfarin-related intracerebral parenchymal hemorrhage[J]. Stroke,2006,37(2):404-408.

[3] An J,Wendt L,Wiese G,et al. Deep learning-based automated lesion segmentation on mouse stroke magnetic resonance images[J]. Sci Rep,2023,13(1):13341.

[4] Emmert-Streib F,Yang Z,Feng H,et al. An introductory review of deep learning for prediction models with big data[J]. Front Artif Intell,2020,3:4.

[5] 刘培龙,蒋 理,谢延风,等.脑肿瘤三维可视化模型自动重建技术的开发及临床应用[J].重庆医科大学学报,2024,49(4):471-477.

Jiang L,Xie YF,et al. Development and clinical application of automatic reconstruction technologyfor a three-dimensional visualization model of brain tumors[J]. J Chongqing Med Univ,2024,49(4):471-477.

[6] 尹艺晓,马金刚,张文凯,等.从U-Net到Transformer:混合模型在医学图像分割中的应用进展[J].激光与光电子学进展,2025,62(2):1-23.

Yin YX,Ma JG,Zhang WK,et al. From U-Net to transformer: progress in the application of hybrid models in medical image segmentation[J]. Laser Optoelectron Prog,2025,62(2):1-23.

[7] Monteiro M,Newcombe VFJ,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.

[8] D'Angelo T,Bucolo GM,Kamareddine T,et al. Accuracy and time efficiency of a novel deep learning algorithm for Intracranial Hemorrhage detection in CT Scans[J]. Radiol Med,2024,129(10):1499-1506.

[9] Inkeaw P,Angkurawaranon 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.

[10] Yao HM,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.

[11] Xu Y,Fu QY,Qu MQ,et al. Automated hematoma detection and outcome prediction in patients with traumatic brain injury[J]. CNS Neurosci Ther,2024,30(11):e70119.

[12] Tran AT,Desser D,Zeevi T,et al. A hybrid transformer-convolutional neural network for segmentation of intracerebral hemorrhage and perihematomal edema on non-contrast head computed tomography (CT) with uncertainty quantification to improve confidence[J]. Bioengineering,2024,11(12):1274.

[13] Phaphuangwittayakul A,Guo Y,Ying FL,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,2022,52(7):7320-7338.

[14] Dou Q,Chen H,Yu LQ,et al. Automatic detection of cerebral microbleeds from MR images *via* 3D convolutional neural networks[J]. IEEE Trans Med Imaging,2016,35(5):1182-1195.

[15] Suwalska A,Wang YZ,Yuan ZY,et al. CMB-HUNT: Automatic detection of cerebral microbleeds using a deep neural network[J]. Comput Biol Med,2022,151(Pt A):106233.

[16] Khaffafi B,Khoshakhalgh H,Keyhanazar M,et al. Automatic cerebral microbleeds detection from MR images *via* multi-channel and multi-scale CNNs[J]. Comput Biol Med,2025,189:109938.

[17] Kim JH,Noh Y,Lee H,et al. Toward automated detection of microbleeds with anatomical scale localization using deep learning[J]. Med Image Anal,2025,101:103415.

[18] Wei ZL,Chen XC,Huang JL,et al. Construction of a medical micro-object cascade network for automated segmentation of cerebral microbleeds in susceptibility weighted imaging[J]. Front Bioeng Biotechnol,2022,10:937314.

[19] Liu SF,Utriainen D,Chai C,et al. Cerebral microbleed detection using Susceptibility Weighted Imaging and deep learning[J]. Neuroimage,2019,198:271-282.

[20] Duan CH,Xiong YQ,Cheng K,et al. Accelerating susceptibility-weighted imaging with deep learning by complex-valued convolutional neural network (ComplexNet): validation in clinical brain imaging[J]. Eur Radiol,2022,32(8):5679-5687.

[21] Chen C,Zhao LL,Lang Q,et al. A novel detection and classification framework for diagnosing of cerebral microbleeds using transformer and language[J]. Bioengineering,2024,11(10):993.

[22] Al-masni MA,Kim WR,Kim EY,et al. Automated detection of cerebral microbleeds in MR images: A two-stage deep learning approach[J]. NeuroImage Clin,2020,28:102464.

[23] Koschmieder K,Paul MM,van den Heuvel TLA,et al. Automated detection of cerebral microbleeds *via* segmentation in susceptibility-weighted images of patients with traumatic brain injury[J]. Neuroimage Clin,2022,35:103027.

[24] Zhao XY,Zang D,Wang S,et al. sTBI-GAN: An adversarial learning approach for data synthesis on traumatic brain segmentation[J]. Comput Med Imaging Graph,2024,112:102325.

[25] 崔津津,张颖冬,李 响,等.基于深度学习的低剂量颅脑CT重建对图像质量及辐射剂量的影响[J].中华放射学杂志,2021,55(11):1049-1054.

Cui JJ,Zhang YD,Li X,et al. Deep learning-based reconstruction for low-dose brain CT:improvement of image quality and radiation dose reduction [J]. Chin J Radiol,2021,55(11):1049-1054.

(责任编辑:周一青)