

数智技术在神经科学领域的应用进展

惠瑞 陈凌

【摘要】 数字和人工智能技术(以下简称数智技术)在神经科学领域的应用和发展,为脑功能基础研究以及神经系统疾病诊断、治疗、康复提供了强大工具。本文拟就数智技术在辅助神经影像学诊断、神经系统疾病个性化治疗、神经康复及预后评估中的应用进展进行概述,并提出数智技术面临的挑战和未来发展趋势,以期为数智技术在神经科学领域的临床应用提供新思路。

【关键词】 神经科学; 数字技术; 人工智能; 综述

Advances in the application of digital intelligence technology in the field of neuroscience

HUI Rui, CHEN Ling

Department of Neurosurgery, The First Medical Center of PLA General Hospital, Beijing 100853, China

Corresponding author: CHEN Ling (Email: chen_ling301@163.com)

【Abstract】 The application and development of digital intelligence technology in the field of neuroscience have provided powerful tools for fundamental research on brain functions, as well as for the diagnosis, treatment and rehabilitation of neurological disorders. This article reviews the latest advancements in the application of digital intelligence technology in basic brain function research, neurosurgery, neurology and neurorehabilitation, while also addressing the challenges and future development trends in the field. The aim is to provide new insights for the advancement of digital intelligence technology in neurology.

【Key words】 Neurosciences; Digital technology; Artificial intelligence; Review

This study was supported by Beijing Science and Technology Plan Project (No. Z211100002921055).

Conflicts of interest: none declared

数字和人工智能(AI)技术(以下简称数智技术)在医学领域的应用,是医学与数智技术相结合的产物如大数据、人工智能、云计算等,旨在通过数据分析和智能算法提升医疗诊断、治疗和管理的效率与精准性^[1]。数智技术进入医学领域可追溯至20世纪90年代,计算机技术和人工智能的快速发展为医学研究提供了新的工具和方法^[2],美国 Russel Eberhart 和 James Kennedy 于1995年首次提出粒子群优化算法(PSO),并将其用于神经外科手术规划和脑功能研究^[2];与此同时,神经内科领域的研究者

也利用机器学习算法分析脑电图和fMRI数据,以探索神经系统疾病的精确诊断方法^[3]。数智技术在神经内外科的应用早期仅限于癫痫、帕金森病(PD)等神经系统疾病的诊断与手术规划^[4],尽管存在精度不足和计算复杂的问题,但其潜力已初现端倪,2019年国际电气与电子工程师协会(IEEE)及世界卫生组织(WHO)在数据标准化和伦理规范化方面为数智技术在医学领域的应用提供了初步的定义和框架^[5],从而进一步规范并促进了数智技术的发展。自进入21世纪以来,数智技术在神经科学领域经历了多个里程碑事件:脑机接口(BCI)技术的诞生、fMRI与人工智能的结合、深度学习(DL)在神经影像学中的应用、神经调控技术的智能化以及脑图谱计划的启动,深度学习算法对辅助脑肿瘤和阿尔茨海默病(AD)的影像学诊断具有较高的效能^[6];经颅磁刺激(TMS)、经颅电刺激(TES)和聚焦超声

doi: 10.3969/j.issn.1672-6731.2025.02.002

基金项目:北京市科技计划课题(项目编号:Z211100002921055)

作者单位:100853 北京,解放军总医院第一医学中心神经外科医学部

通讯作者:陈凌,Email:chen_ling301@163.com

(FUS)等神经调控技术通过与人工智能的结合实现更精准的个性化治疗^[7];脑机接口技术是辅助瘫痪患者恢复运动功能的最优方法之一^[8]。上述技术的发展与应用为脑功能基础研究,神经系统疾病诊断、治疗、康复乃至疾病全程化管理提供了有效工具^[9]。本文拟重点介绍数智技术在辅助神经影像学诊断、神经系统疾病个性化治疗和康复以及预后评估中的应用进展,并展望数智技术在神经科学领域的未来发展方向,以期推动神经专科诊断与治疗技术的进一步发展。

一、辅助神经影像学诊断

传统的神经影像学诊断方法主要依赖于手动或半自动方法对所获图像进行分析,如基于图谱的分割、区域生长法等,这些方法或多或少存在主观偏差、诊断效能低、敏感性不足等局限性。与传统影像学分析方法相比,数智技术辅助下的诊断系统可通过高精度分割和分类算法使诊断的敏感性和特异性提高,尤其是对疑难病症的预测,人工智能模型训练能够更早、更精准地识别微小病变和早期病理变化^[10-11];深度学习结合数字技术还可通过多模态影像学数据(如MRI、CT、PET)的融合分析,揭示疾病的发病机制和进展规律^[12-13],为神经系统疾病的发病机制研究、严重程度评估及感兴趣区(ROI)的精准勾画提供强有力工具。

1. 脑发育自动分割与脑龄评估 (1) 脑发育自动分割:受限于胎儿大脑结构复杂、图像分辨率低、脑组织边界模糊、数据标注困难及个体发育差异等问题,对胎儿大脑影像的自动分割一直是神经影像学研究的挑战,但自深度学习算法引入神经影像学诊断系统后,则为克服上述难题提供了有力的工具支持。2023年,Huang等^[13]报告其通过MRI数据集对120例孕中期至孕晚期(20~36周)胎儿进行大脑影像自动分割的研究结果,即在大量标注数据深度学习的多类脑组织分割方法(一种新的深度学习算法)的基础上引入注意力机制和膨胀卷积模块,检测胎儿大脑在不同发育阶段的形态变化,从而达到有效提高各脑叶功能区分割精度之目的,其结果显示:新的深度学习算法平均Dice系数为 0.92 ± 0.03 、Hausdorff距离为 (1.4 ± 0.4) mm,效能显著优于传统U-Net模型[Dice系数为 0.88 ± 0.04 , Hausdorff距离为 (2.2 ± 0.6) mm];证实结合注意力机制和膨胀卷积模块的深度学习模型在胎儿大脑影像自动分割中的高精度和鲁棒性,为胎儿脑发育研究和临床诊

断提供了重要支持。此外,Payette等^[14]提出的基于人工智能的加权多视角融合(IBBM)胎儿大脑影像自动分割方法分割精度亦明显优于多图谱分割法,二者图像分割的平均Dice系数分别为 0.88 ± 0.15 和 0.81 ± 0.14 , Hausdorff距离为 (11.0 ± 4.3) mm和 (18.5 ± 5.6) mm,其所采用的人工智能技术从获得原始影像数据至完成自动分割的时间大幅缩短且分割准确性和一致性显著提高。通过对胎儿大脑影像的人工智能分析,不仅可以评估脑组织的发育情况还可以进行脑龄评估,为早期发现发育迟缓、脑畸形等提供重要参考。(2) 脑龄评估:全生命阶段的脑龄评估研究有助于识别认知老化模式,从而推动针对性治疗和干预措施的发展^[15],在神经科学和临床实践中具有重要意义。传统的脑龄评估方法主要依赖于手工提取的神经影像学特征如脑体积、皮质厚度和统计模型,不仅耗时长、主观偏差大且模型泛化能力低^[16]。2010年后深度学习[如卷积神经网络(CNN)]和迁移学习等数智技术在脑龄评估研究中崭露头角并快速在临床推广应用,诸如深度学习算法预测脑龄^[17]、大规模脑影像数据集筛选试验^[18]及深度学习预测阿尔茨海默病患者脑龄^[19]等。2021年,Popescu等^[20]以U-Net模型为模板,采集3463名健康个体的头部MRI数据进行深度学习模型训练并生成个性化三维脑龄预测图,然后选择其中692名受试者的数据进行脑龄预测,结果显示,脑龄预测整体平均绝对误差(MAE)为9.5岁,而前额皮质和脑室周围区域平均绝对误差约为7岁,提示U-Net模型对局部脑龄的预测性能更佳;其验证试验所纳入对象为267例轻度认知障碍(MCI)或痴呆患者,头部MRI数据的模型测试结果表明,与健康个体相比,轻度认知障碍或痴呆患者表现出与之不同的局部脑龄模式,尤其是伏隔核、壳核、苍白球等皮质下区域呈现脑龄更大的现象,反映上述区域可能存在加速老化或退化性变。Popescu等^[20]的研究为全脑脑龄评估提供一种新的研究模式,其所生成的局部脑龄图为进一步分析大脑老化区域特异性提供了重要工具,尤其是局部脑龄评估方法有助于提高脑龄预测精度;而且U-Net模型评估阿尔茨海默病患者脑龄的误差较传统方法降低15%~20%,为早期诊断和干预提供有力支持^[21]。2023年,Fu等^[22]提出基于最佳传输的特征金字塔融合网络(OTFPF)脑龄评估模型,通过整合多维度特征和最佳传输理论算法优化特征融合过程,从而显著提高

脑龄评估的鲁棒性和精准性,其在英国生物样本库(UK Biobank)、阿尔茨海默病神经影像学计划(ADNI)等公开数据集的验证实验表明,OTFPF网络评估误差较传统脑龄评估方法降低10%~15%,尤其适用于儿童和老年人群的脑龄评估,可以更准确地识别儿童脑发育异常,为早期干预提供依据^[23]。综合性研究结果提示,U-Net模型与OTFPF网络联合应用可以更精确地评估脑老化进程,作为早期识别神经系统变性疾病如阿尔茨海默病和帕金森病的影像学标志物,为临床决策提供科学依据^[24]。数智诊断技术为全年龄段脑龄评估的准确性设定了新基准,并为神经系统疾病的早期诊断和个性化治疗提供了重要支持。

2. 神经影像学标志物 传统的神经影像学标志物主要依赖于结构MRI(sMRI)或fMRI等影像学数据,通过手动或半自动方法提取特征性图像如脑神经位置与形态、脑体积、皮质厚度、脑网络连接等,但这些方法同样存在主观偏差和效率较低的缺陷。随着数智技术的引入,涵盖结构影像学、功能影像学、代谢影像学、血管影像学等多维度的新型神经影像学标志物不断涌现^[17]。2022年,Zhu等^[25]基于英国生物样本库中46 969名参与者的80 169帧视网膜眼底图像,通过深度学习模型训练卷积神经网络预测视网膜年龄并计算视网膜年龄差距,以探讨视网膜年龄差距(视网膜预测年龄与实际年龄差值)与脑卒中风险的关联性,随访(中位值5.83年)结果显示,视网膜年龄差距每增加1岁,脑卒中风险增加4%($HR = 1.040, 95\%CI: 1.000 \sim 1.080; P = 0.029$),提示视网膜年龄差距可以作为新的无创性神经影像学标志物,有助于脑卒中风险早期预测和个性化管理。2024年,Montella等^[26]采用深度学习技术,并基于大量健康人群的头部影像学数据(3D-T₁WI)建立脑龄预测模型,即根据脑部结构和功能特征预测个体脑龄;共计纳入52例Fabry病患者,利用视网膜年龄差距脑龄预测模型预测脑龄并计算脑龄差值(brain-PAD),结果显示,与健康对照者(58名)相比,Fabry病患者脑龄差值明显增加(3.1岁对-0.1岁, $P = 0.010$);且年龄差异与Fabry病稳定指数(FASTEX)评分($\beta = 0.100, P = 0.020$)和脑白质高信号负荷($\beta = 0.850, P = 0.010$)呈正相关,与脑实质分数呈负相关($\beta = -153.500, P = 0.001$),提示Fabry病患者可能存在脑早衰特征,脑龄差值可以作为评估Fabry病相关多器官损害和神经系统受累程度的综

合性生物学标志物。此外,脑龄差异用于精神分裂症谱系障碍患者的脑龄预测同样发现其脑龄普遍提前,且这种脑龄差异与认知功能下降相关^[27]。上述研究不仅为疾病的早期诊断提供了新的神经影像学标志物,亦为未来治疗和干预提供了方向。

3. 辅助神经系统疾病早期诊断 阿尔茨海默病等神经系统疾病患者常因早期症状轻微或缺乏特异性而被误诊。既往临床所用的早期诊断辅助工具如sMRI、认知功能评价量表等主观性强、效率低、敏感性不足,而数智技术通过自动化、高精度和多维度分析可于疾病早期捕捉到脑组织结构细微变化,并通过整合多模态数据如MRI、fMRI或PET等进一步提高诊断精确性,为早期干预提供宝贵的“时间窗”^[28]。2023年,Pan等^[29]以167例阿尔茨海默病患者为研究对象,通过深度学习算法三维卷积神经网络模型提取T₁WI特征性图像,以评估脑区变化与认知功能下降的关联性,其结果显示,深度学习模型可预测阿尔茨海默病进展,预测准确率达85%;同时,通过该模型还可观察到sMRI中复杂个体变异性如大脑萎缩模式、萎缩速度、全脑网络变化以及影像表型异质性。对阿尔茨海默病早期自动诊断系统的研究发现,二维卷积神经网络是通过处理二维切片影像提取局部图像特征,而三维卷积神经网络则通过整合三维空间信息捕捉脑区的整体变化,二者结合可以更全面地分析MRI影像结构性变化,有助于阿尔茨海默病的早期自动诊断^[30]。上述研究提示,数智技术助力神经系统疾病的精准诊断和早期筛查,未来有望通过引入注意力机制、膨胀卷积等技术进一步提高分割精度(如病变区域、脑区结构),以期在神经系统变性疾病的早期筛查与病理进程的研究中发挥更大作用。

二、辅助神经系统疾病治疗

1. 辅助神经内科药物研发及个性化治疗 数智技术在神经内科疾病药物研发和治疗中的应用正在迅速扩展,为药物发现、个性化治疗和新型疗法开发提供了强大的支持。通过人工智能和机器学习算法分析大规模生物学数据如基因组学、蛋白质组学和临床数据可以加速药物靶点的发现和优化药物设计。具体而言,与高通量和结构基础筛选等传统方法相比,深度学习在药物研发中能够显著提高候选药物的筛选效率,通过卷积神经网络模型可于短期内(数小时至数天)筛选出大量的生物化学数据库,进而提高可能对特定疾病靶点具有高亲

和力和选择性的化合物的识别能力,促进对药物候选分子的发现过程,且其筛选成本显著低于传统方法,仅为后者的 1/100^[31]。Nada 等^[32]采用随机森林算法预测 ChEMBL 数据库中约 9000 种表皮生长因子受体(EGFR)抑制剂的生物活性,其中训练集和验证集的平均 R^2 值分别为 0.959 和 0.717,为最佳预测模型;基于该模型的杂化策略显示,以氨基末端(N-端)取代的喹唑啉-4-胺骨架构成的 EGFR 抑制剂是所有 EGFR 抑制剂中最主要的类型,进一步筛选发现,此类 EGFR 抑制剂经与多种激酶抑制剂(美国食品与药品管理局审核批准)结合可形成 18 种新型化合物,其中一种化合物在 MCF-7 和 MDA-MB-231 肿瘤细胞系中呈现出较强的抗增殖活性,其半抑制浓度(IC_{50})值分别为 2.50 和 1.96 $\mu\text{mol/L}$ 。机器学习可应用于药物研发从靶点识别到临床试验设计的全流程:在靶点识别阶段,通过随机森林模型分析基因组数据、靶标预测等加速靶点识别过程;在分子优化环节,生成对抗网络(GAN)设计的化合物活性可较传统方法提高 3 倍;在临床试验设计方面,基于长短时记忆神经网络(LSTM)的响应预测模型可辅助预测患者对治疗药物的反应,优化临床试验设计,进而提高治疗效率、降低医疗成本^[33]。此外,数智技术可辅助个性化治疗方案的制定,通过整合患者基因、影像和临床数据预测药物反应并优化剂量,从而提高疗效并减少药物不良反应。人工智能驱动的个性化医疗可根据患者的独特生物学特征提供精准的治疗建议,特别是在神经内科疾病如阿尔茨海默病和帕金森病的治疗过程中表现出巨大潜力^[34]。值得一提的是,人工智能技术在医学影像分析中的应用不仅限于诊断,也可以用于预测药物疗效和优化临床试验设计^[35],提示数智技术驱动的虚拟临床试验可以模拟药物疗效,减少实际试验成本并缩短时间。

2. 辅助神经外科治疗 数智技术在神经外科治疗中的应用可追溯到 21 世纪初,随着人工智能、大数据和高维呈现技术的快速发展,这些技术逐渐被引入神经外科领域如手术规划、术中导航、神经调控和术后评估,以提升手术精准性、优化治疗方案并改善患者预后^[36]。(1)神经调控:数智技术在神经调控领域的应用主要是基于患者的影像学数据如 MRI、fMRI、脑电图,以及临床症状和病理特征,以人工智能算法如卷积神经网络、支持向量机(SVM)、强化学习等自动识别脑功能区,辅助术前靶点的精准

定位、术中导航及术后刺激参数调整等,以帕金森病、抑郁症等的神经调控治疗应用较多^[37]。来自 Shoaran^[38]的研究采用三维卷积神经网络和递归神经网络混合模型对帕金森病患者的多模态影像数据(MRI、fMRI、DTI)和术中脑电信号监测数据进行分析,其结果表明,这种快速的运算方法可于 > 1000 Hz 的频率下实时处理信号,每秒采集 1000 次数据并进行反馈调节,有望为帕金森病患者提供更为精准的靶点和更加个性化的治疗方案。在术后参数程控阶段,通过分析患者临床表现和 β 频段脑电信号波动,动态调整刺激参数(如频率、幅度和脉宽)以实现最佳的神经调控效果,显著改善患者运动症状和生活质量^[39]。针对抑郁症的治疗,支持向量机算法可预测重复经颅磁刺激(rTMS)的后续疗效,小样本研究显示,支持向量机算法区分治疗有效与无效的灵敏度为 0.84、特异度 0.89,是一种简单且价格低廉的预测治疗反应体系,因受限于样本量,尚待进一步在大样本研究中进一步验证^[40]。据文献报道,经人工智能辅助的经颅磁刺激治疗抑郁症的缓解率可提高 > 50%^[41]。此外,人工智能结合术中 MRI 实时监测聚焦超声治疗抑郁症过程中的超声波参数,可实现聚焦位置和能量强度的动态调整,从而减少脑组织过热或非目标区域损伤风险,使治疗的精准性和安全性显著提高^[42-43]。值得一提的是,Swann 等^[44]开发的自适应脑深部电刺激系统通过监测实时运动皮质窄带 β 波(60 ~ 90 Hz)活动水平动态调节刺激电压,在增强治疗效果同时可节省 38% ~ 45% 的耗电量。(2)智能神经导航:近年来,人工智能技术与神经导航技术的结合业已成为新的研究趋势,基于 MRI 或 fMRI 的神经导航系统和光学追踪导航系统通过与人工智能技术相结合,可以根据局部解剖结构信息估算脑组织移位程度,实时调整导航信息,显著提高导航精度^[45]。Shimamoto 等^[46]通过 W-Net 深度学习模型预测神经外科手术导航过程中脑组织移位程度以及如何补偿等,共采集 248 例脑肿瘤切除术患者的术前和术中 MRI 数据,结合训练卷积神经网络模型预测术中脑组织移位程度,生成更新后的 MRI 图像(uMR)以补偿硬脑膜切开后的脑组织移位,将肿瘤中心补偿后和最大移位点补偿后与实际目标配准误差(TRE)对比,其结果显示,肿瘤中心补偿后目标配准误差从 (4.14 ± 2.31) mm 降至 (2.31 ± 1.15) mm,同时最大移位点补偿后目标配准误差从 (9.61 ± 3.16) mm 降至 $(3.71 \pm$

1.98) mm(均 $P=0.000$)。Park 等^[47]提出一种基于神经网络的实时声学模拟框架模型,利用三维条件生成对抗网络(3D-cGAN)模型,然后对传统数值声学模拟程序(k-Wave)生成的数据进行训练,术中实时声学模拟框架模型与传统图像引导的导航系统相集成实现模拟引导导航系统,经颅骨模型验证,3D-cGAN 模型与实际测量相比,平均颅内峰值声压误差为 4.5%、声学焦点位置误差 6.6 mm,提示模拟引导导航系统能够根据换能器的放置位置实时预测颅内声场,以提高经颅聚焦超声治疗的精准性。随着数智技术的发展,通过更精准的多模态数据整合和实时神经电生理信号分析,可实现更精准、高效的个性化治疗。(3)智能高维呈现技术:在神经外科手术中,高精度病灶定位是确保手术安全的重要环节。通过带有智能高维呈现技术的导航系统,术者可以实时追踪手术器械的位置,并在三维影像上直观观察手术路径,这些功能不仅降低手术难度亦减少对周围健康组织的损伤^[48]。在此背景下,混合现实(MR)技术的引入为导航系统的发展带来全新思路。Dogan 等^[49]对基于智能手机的混合现实应用程序在颅骨切除术规划中的可行性进行探讨,所纳入的 30 例胶质瘤患者均采用 CT 扫描数据经三维重建后导入智能手机的混合现实应用程序,对比观察应用程序虚拟开颅范围与神经导航规划开颅范围的空间一致性,结果显示,9 例患者的开颅规划高度吻合、7 例基本吻合,提示增强现实技术在神经外科手术规划中具有较大的潜力,尤其适用于资源有限的临床环境。近年来,随着计算机算力和人工智能算法的不断进步,智能手术路径规划和实时导航的精度得以显著提高,尤其在微创手术中展现出巨大优势。例如,Thabit 等^[50]研制的高维呈现导航系统结合光学和电磁追踪技术,用于辅助微创颅骨突变手术,误差控制仅约 2 mm,极大地提高导航精度。Edström 等^[51]认为,高维呈现技术用于引导椎弓根螺钉植入有助于提高植入的精准性,减少并发症、翻修手术和工作人员的辐射暴露。据统计,目前高维呈现导航技术引导椎弓根螺钉植入的总体准确率达 94.1%^[52];而 Surgical Theater 的虚拟现实平台若与 HoloLens 平台结合可于术前进行详细的手术规划和模拟,并在术中实时调整手术策略,尤其适用于经验不足的青年医师^[53]。

未来,上述数智技术的联合应用有望在神经内科治疗及药物研发、精准神经调控、微创手术和智

能术中导航方面发挥更大作用,将为神经系统疾病的治疗带来革命性突破^[34]。

三、辅助神经康复治疗 and 预后评估

1. 神经康复治疗 在脑卒中、脑瘫和颅脑创伤等神经康复治疗中,传统方法主要依赖物理治疗师的经验,采用标准化训练方案,存在训练强度固定、难以适应个体差异等局限性^[23-24]。自 21 世纪初数智技术进入神经康复领域以来,已使康复疗效显著提高。在数智技术应用于神经康复领域的早期阶段,主要是基于机器学习算法的康复评估以及依据患者个体特征定制康复方案;随着深度学习技术取得重大突破,其在脑卒中、脑瘫及脊髓损伤等神经系统疾病的康复治疗中的应用显著拓展。数智技术通过整合运动捕捉数据、脑电图、功能性近红外光谱(fNIRS)和临床评估量表等多模态数据,利用支持向量机和深度学习模型等机器学习算法进行精准分析,从而实现康复治疗的个性化和动态化^[54-55]。一项晚近研究对人工智能结合机器人技术的新型双模式上肢外骨骼在脑卒中康复中的效果进行评价,6 例年龄 44~66 岁的脑卒中患者随机接受 14 d 上肢外骨骼机器人被动跟随训练(实验组)或常规康复治疗(对照组),以肌张力等级和 Fugl-Meyer 评价量表(FMA)评分作为评价标准,结果显示,实验组患者平均肌张力降低 0.3 级,肌张力显著改善(对照组平均肌张力降低 0.17 级),FMA 评分平均增加 10.3 分,优于对照组(平均增加 5.3 分),提示个性化外骨骼训练能够有效促进上肢功能恢复(待发表)。亦有研究发现,与常规康复训练相比,人工智能驱动的康复方案可使脑卒中患者的康复治疗周期缩短且上肢运动功能恢复效果显著,这是由于人工智能驱动的康复方案可以通过实时监测脑卒中患者的运动表现和生理数据,动态调整训练计划^[56];此外,人工智能技术还可以通过分析步态数据优化步行训练方案,进一步提高脑卒中患者的步速和平衡能力^[57]。

2. 预后评估 数智技术通过大数据分析为临床医师提供更精准的决策支持。传统的基于量表的临床预后评估的准确率约为 65%,而基于人工智能的预后预测模型通过整合基因组、影像学(如 MRI、CT)和临床评估数据等多维度信息,将脑卒中患者的功能恢复预测准确率提高至 85% 以上^[58]。在 Harari 等^[59]的研究中,采用 LASSO 回归和随机森林算法采集 50 例脑卒中住院康复患者的基线临床信

息,并以此为据构建出院结局预测模型,结果显示,该模型可解释 70%~77% 的出院评分方差,预测新患者误差率为 13%~15%,表明该模型可以有效预测出院结局,为临床决策提供支持。另外,通过脑电图检测轻度认知障碍患者的视觉注意力变化,结合眼动追踪技术,可制定基于人工智能的多模态生理信号的自动化、无创性、快速的轻度认知障碍检测方法,该方法的预测准确率达 81.51%,显著优于未使用人工智能的单一模型,可有效区分轻度认知障碍患者与健康人群,有望成为基层医疗机构人群精准筛查工具^[60]。基于人工智能的个性化康复方案不仅能够准确评估脑卒中患者的恢复情况,还可以通过人工智能算法分析患者的心理状态数据(如焦虑和抑郁评分),以提供个性化心理支持,从而增加患者康复治疗的依从性^[56]。如采用基于人工智能的 emoLDAnet 框架可自动筛查孤独、抑郁和焦虑等心理状态,与传统量表相比具有较高的一致性和准确性^[61]。上述创新应用充分体现了数智技术在提升神经康复治疗效果和优化医疗资源配置方面的巨大潜力。

四、数智医学发展的挑战与展望

数智医学的发展面临诸多挑战:(1)数据隐私和安全问题。数智技术在神经科学领域的应用,尤其是人工智能技术与大数据的结合,需要收集大量的敏感数据如脑电图、影像学数据、病历信息等,其中可能包含患者的个人隐私信息。(2)标准化与临床验证问题。目前多项基于人工智能的诊断、治疗与评估技术仍处于研究阶段,未经大规模临床试验验证;且不同医疗中心、研究机构和临床环境中使用的人工智能设备、医疗器械、数据处理技术和算法等存在差异,使得不同数智技术在不同场景下的应用效果差异较大^[62]。(3)临床医师与人工智能技术人员之间的协作问题、医疗成本问题、伦理学问题等均为数智技术在神经科学领域的应用和发展带来重大挑战^[63]。

数智医学作为数智技术在医学领域的深度融合,正在重塑神经系统疾病的诊断与治疗模式,随着数据安全技术的进步、多中心临床研究的推进以及跨学科协作机制的完善,数智技术将逐步实现从研究到临床的规模化应用。未来,数智医学将进一步推动神经系统疾病的精准诊断、个性化治疗和智能康复,通过多模态数据融合和深度学习技术,实现神经系统疾病的早期筛查、实时监测和动态干

预。此外,随着物联网(IoT)和 5G 技术的普及,远程医疗和智能健康管理将成为可能,为患者提供疾病全程管理医疗服务,是医疗模式从“以疾病为中心”向“以患者为中心”转变的重要推动力。通过持续创新和规范发展,数智技术有望在全球范围内提高神经系统疾病的诊断与治疗水平,为人类健康事业带来深远影响。

利益冲突 无

参 考 文 献

- [1] Gutman B, Shmilovitch AH, Aran D, Shelly S. Twenty - five years of AI in neurology: the journey of predictive medicine and biological breakthroughs[J]. JMIR Neurotech, 2024, 3:e59556.
- [2] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]//MHS'95: proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science, Nagoya, 1995. Nagoya: IEEE, 2002: 39-43.
- [3] Mormann F, Andrzejak RG, Elger CE, Lehnertz K. Seizure prediction: the long and winding road[J]. Brain, 2007, 130(Pt 2):314-333.
- [4] Litvak V, Jha A, Eusebio A, Oostenveld R, Foltynie T, Limousin P, Zrinzo L, Hariz MI, Friston K, Brown P. Resting oscillatory cortico - subthalamic connectivity in patients with Parkinson's disease[J]. Brain, 2011, 134(Pt 2):359-374.
- [5] Shahriari K, Shahriari M. IEEE standard review. Ethically aligned design: a vision for prioritizing human wellbeing with artificial intelligence and autonomous systems [C]//2017 IEEE Canada international humanitarian technology conference (IHTC), Toronto, 2017. Toronto: IEEE, 2017: 197-201.
- [6] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521:436-444.
- [7] Zhang S, Qin Y, Wang J, Yu Y, Wu L, Zhang T. Noninvasive electrical stimulation neuromodulation and digital brain technology: a review[J]. Biomedicines, 2023, 11:1513.
- [8] Nicolas-Alonso LF, Gomez-Gil J. Brain computer interfaces, a review[J]. Sensors (Basel), 2012, 12:1211-1279.
- [9] Topol EJ. High - performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence[J]. Nat Med, 2019, 25:44-56.
- [10] Senadheera I, Hettiarachchi P, Haslam B, Nawaratne R, Sheehan J, Lockwood KJ, Alahakoon D, Carey LM. AI applications in adult stroke recovery and rehabilitation: a scoping review using AI[J]. Sensors (Basel), 2024, 24:6585.
- [11] Schönecker S, Palleis C, Franzmeier N, Katzdobler S, Ferschmann C, Schuster S, Finze A, Scheifele M, Prix C, Fietzek U, Weidinger E, Nübling G, Vögler J, Patt M, Barthel H, Sabri O, Danek A, Höglinger GU, Brendel M, Levin J; German Imaging Initiative for Tauopathies GII4T. Symptomatology in 4-repeat tauopathies is associated with data-driven topology of [¹⁸F] - PI - 2620 tau - PET signal [J]. Neuroimage Clin, 2023, 38:103402.
- [12] Shi J, Zheng X, Li Y, Zhang Q, Ying S. Multimodal neuroimaging feature learning with multimodal stacked deep polynomial networks for diagnosis of Alzheimer's disease [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2018, 22:173-183.
- [13] Huang X, Liu Y, Li Y, Qi K, Gao A, Zheng B, Liang D, Long X. Deep learning-based multiclass brain tissue segmentation in fetal MRIs[J]. Sensors (Basel), 2023, 23:655.
- [14] Payette K, de Dumast P, Kebiri H, Ezhov I, Paetzold JC, Shit S,

- Iqbal A, Khan R, Kottke R, Grethen P, Ji H, Lanczi L, Nagy M, Beresova M, Nguyen TD, Natalucci G, Karayannis T, Menze B, Bach Cuadra M, Jakab A. An automatic multi-tissue human fetal brain segmentation benchmark using the Fetal Tissue Annotation Dataset[J]. *Sci Data*, 2021, 8:167.
- [15] Shost MD, Meade SM, Steinmetz MP, Mroz TE, Habboub G. Surgical classification using natural language processing of informed consent forms in spine surgery[J]. *Neurosurg Focus*, 2023, 54:E10.
- [16] Franke K, Ziegler G, Klöppel S, Gaser C; Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. Estimating the age of healthy subjects from T_1 -weighted MRI scans using kernel methods: exploring the influence of various parameters[J]. *Neuroimage*, 2010, 50: 883-892.
- [17] Cole JH, Poudel RPK, Tsagkrasoulis D, Caan MWA, Steves C, Spector TD, Montana G. Predicting brain age with deep learning from raw imaging data results in a reliable and heritable biomarker[J]. *Neuroimage*, 2017, 163:115-124.
- [18] Alfaro-Almagro F, Jenkinson M, Bangerter NK, Andersson JLR, Griffanti L, Douaud G, Sotiropoulos SN, Jbabdi S, Hernandez-Fernandez M, Vallee E, Vidaurre D, Webster M, McCarthy P, Rorden C, Daducci A, Alexander DC, Zhang H, Dragonu I, Matthews PM, Miller KL, Smith SM. Image processing and Quality Control for the first 10,000 brain imaging datasets from UK Biobank[J]. *Neuroimage*, 2018, 166:400-424.
- [19] Peng H, Gong W, Beckmann CF, Vedaldi A, Smith SM. Accurate brain age prediction with lightweight deep neural networks[J]. *Med Image Anal*, 2021, 68:101871.
- [20] Popescu SG, Glocker B, Sharp DJ, Cole JH. Local brain-age: a U-Net model[J]. *Front Aging Neurosci*, 2021, 13:761954.
- [21] Ghosh N, Sinha K, Sil PC. A review on the new age methodologies for early detection of Alzheimer's and Parkinson's disease [J]. *Basic Clin Pharmacol Toxicol*, 2024, 134:602-613.
- [22] Fu Y, Huang Y, Zhang Z, Dong S, Xue L, Niu M, Li Y, Shi Z, Wang Y, Zhang H, Tian M, Zhuo C. OTFPF: optimal transport based feature pyramid fusion network for brain age estimation [J]. *Information Fusion*, 2023, 100:101931.
- [23] Tripathi SL, Dasari LP, Wijayanto I, Ghai D, Mahmud M. 8: assistive technology for neuro-rehabilitation applications using machine learning techniques [M]//Tripathi SL, Balas VE, Mahmud M, Banerjee S. Machine learning models and architectures for biomedical signal processing. San Diego: Academic Press, 2025: 179-191.
- [24] Gupta R. Chapter 1. AI-based technologies, challenges, and solutions for neurorehabilitation: a systematic mapping [M]// Hemanth DJ. Computational intelligence and deep learning methods for neuro-rehabilitation applications. San Diego: Academic Press, 2024: 1-25.
- [25] Zhu Z, Hu W, Chen R, Xiong R, Wang W, Shang X, Chen Y, Kiburg K, Shi D, He S, Huang Y, Zhang X, Tang S, Zeng J, Yu H, Yang X, He M. Retinal age gap as a predictive biomarker of stroke risk[J]. *BMC Med*, 2022, 20:466.
- [26] Montella A, Tranfa M, Scaravilli A, Barkhof F, Brunetti A, Cole J, Gravina M, Marrone S, Riccio D, Riccio E, Sansone C, Spinelli L, Petracca M, Pisani A, Coccozza S, Pontillo G. Assessing brain involvement in Fabry disease with deep learning and the brain-age paradigm [J]. *Hum Brain Mapp*, 2024, 45:e26599.
- [27] Kim WS, Heo DW, Maeng J, Shen J, Tsogt U, Odkhuu S, Zhang X, Cheraghi S, Kim SW, Ham BJ, Rami FZ, Sui J, Kang CY, Suk HI, Chung YC. Deep learning-based brain age prediction in patients with schizophrenia spectrum disorders [J]. *Schizophrenia Bull*, 2024, 50:804-814.
- [28] Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation[J]. *Nat Methods*, 2021, 18:203-211.
- [29] Pan D, Zeng A, Yang B, Lai G, Hu B, Song X, Jiang T; Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI). Deep learning for brain MRI confirms patterned pathological progression in Alzheimer's disease[J]. *Adv Sci (Weinh)*, 2023, 10:e2204717.
- [30] Mehmood A, Abugabah A, AlZubi AA, Sanzogni L. Early diagnosis of Alzheimer's disease based on convolutional neural networks[J]. *Comput Syst Sci Eng*, 2022, 43:305-315.
- [31] Hasselgren C, Oprea TI. Artificial intelligence for drug discovery: are we there yet [J]? *Annu Rev Pharmacol Toxicol*, 2024, 64:527-550.
- [32] Nada H, Gul AR, Elkamhawry A, Kim S, Kim M, Choi Y, Park TJ, Lee K. Machine learning-based approach to developing potent EGFR inhibitors for breast cancer: design, synthesis, and in vitro evaluation[J]. *ACS Omega*, 2023, 8:31784-31800.
- [33] Vamathevan J, Clark D, Czodrowski P, Dunham I, Ferran E, Lee G, Li B, Madabhushi A, Shah P, Spitzer M, Zhao S. Applications of machine learning in drug discovery and development[J]. *Nat Rev Drug Discov*, 2019, 18:463-477.
- [34] Winchester LM, Harshfield EL, Shi L, Badhwar A, Khleifat AA, Clarke N, Dehsarvi A, Lengyel I, Lourida I, Madan CR, Marzi SJ, Proitsi P, Rajkumar AP, Rittman T, Silajdžić E, Tamburin S, Ranson JM, Llewellyn DJ. Artificial intelligence for biomarker discovery in Alzheimer's disease and dementia [J]. *Alzheimers Dement*, 2023, 19:5860-5871.
- [35] Wang S, Summers RM. Machine learning and radiology [J]. *Med Image Anal*, 2012, 16:933-951.
- [36] Ben-Israel D, Jacobs WB, Casha S, Lang S, Ryu WHA, de Lotbiniere-Basset M, Cadotte DW. The impact of machine learning on patient care: a systematic review [J]. *Artif Intell Med*, 2020, 103:101785.
- [37] Chandrabhatla AS, Pomeraniec IJ, Horgan TM, Wat EK, Ksendzovsky A. Landscape and future directions of machine learning applications in closed-loop brain stimulation [J]. *NPJ Digit Med*, 2023, 6:79.
- [38] Shoaran M. Next-generation closed-loop neural interfaces: circuit and AI-driven innovations [J]. *IEEE Solid-State Circuits Magazine*, 2023, 15:41-49.
- [39] Belkacem AN, Jamil N, Khalid S, Alnajjar F. On closed-loop brain stimulation systems for improving the quality of life of patients with neurological disorders [J]. *Front Hum Neurosci*, 2023, 17:1085173.
- [40] Bailey NW, Hoy KE, Rogasch NC, Thomson RH, McQueen S, Elliot D, Sullivan CM, Fulcher BD, Daskalakis ZJ, Fitzgerald PB. Differentiating responders and non-responders to rTMS treatment for depression after one week using resting EEG connectivity measures [J]. *J Affect Disord*, 2019, 242:68-79.
- [41] Cole EJ, Phillips AL, Bentley BS, Stimpson KH, Nejad R, Barmak F, Veerapal C, Khan N, Cherian K, Felber E, Brown R, Choi E, King S, Pankow H, Bishop JH, Azeez A, Coetzee J, Rapier R, Odenwald N, Carreon D, Hawkins J, Chang M, Keller J, Raj K, DeBattista C, Jo B, Espil FM, Schatzberg AF, Sudheimer KD, Williams NR. Stanford neuromodulation therapy (SNT): a double-blind randomized controlled trial [J]. *Am J Psychiatry*, 2022, 179:132-141.
- [42] Sadeghi-Goughari M, Rajabzadeh H, Han JW, Kwon HJ. Artificial intelligence-assisted ultrasound-guided focused ultrasound therapy: a feasibility study [J]. *Int J Hyperthermia*,

- 2023, 40:2260127.
- [43] Zohuri B, McDaniel PJ. Transcranial magnetic and electrical brain stimulation for neurological disorders [M]. San Diego: Academic Press, 2022: 335-342.
- [44] Swann NC, de Hemptinne C, Thompson MC, Miocinovic S, Miller AM, Gilron R, Ostrem JL, Chizeck HJ, Starr PA. Adaptive deep brain stimulation for Parkinson's disease using motor cortex sensing[J]. J Neural Eng, 2018, 15:046006.
- [45] Carè M, Chiappalone M, Cota VR. Personalized strategies of neurostimulation: from static biomarkers to dynamic closed-loop assessment of neural function [J]. Front Neurosci, 2024, 18: 1363128.
- [46] Shimamoto T, Sano Y, Yoshimitsu K, Masamune K, Muragaki Y. Precise brain-shift prediction by new combination of W-Net deep learning for neurosurgical navigation [J]. Neurol Med Chir (Tokyo), 2023, 63:295-303.
- [47] Park TY, Koh H, Lee W, Park SH, Chang WS, Kim H. Real-time acoustic simulation framework for tFUS: a feasibility study using navigation system [J]. Neuroimage, 2023, 282:120411.
- [48] Chen L, Zhao ZY. A promotional application of neuronavigation: mixed reality neuronavigation [J]. Lin Chuang Shen Jing Wai Ke Za Zhi, 2022, 19:121-123.[陈凌, 赵振宇. 混合现实导航技术将成为神经外科手术导航的新方向 [J]. 临床神经外科杂志, 2022, 19:121-123.]
- [49] Dogan I, Eray HA, Ozgural O, Tekneci O, Hasimoglu S, Terzi M, Mete EB, Kuzukiran YC, Elmas H, Orhan O, Abbasoglu B, Bayatli E, Zaimoglu M, Caglar S. Navigating the calvaria with mobile mixed reality-based neurosurgical planning: how feasible are smartphone applications as a craniotomy guide [J]? Neurosurg Focus, 2024, 56:E4.
- [50] Thabit A, Benmahdjoub M, van Veelen MC, Niessen WJ, Wolvius EB, van Walsum T. Augmented reality navigation for minimally invasive craniostylosis surgery: a phantom study [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2022, 17:1453-1460.
- [51] Edström E, Burström G, Omar A, Nachabe R, Söderman M, Persson O, Gerdhem P, Elmi - Terander A. Augmented reality surgical navigation in spine surgery to minimize staff radiation exposure [J]. Spine (Phila Pa 1976), 2020, 45:E45-E53.
- [52] Elmi - Terander A, Burström G, Nachabe R, Skulason H, Pedersen K, Fagerlund M, Ståhl F, Charalampidis A, Söderman M, Holmin S, Babic D, Jenniskens I, Edström E, Gerdhem P. Pedicle screw placement using augmented reality surgical navigation with intraoperative 3D imaging: a first in - human prospective cohort study [J]. Spine (Phila Pa 1976), 2019, 44: 517-525.
- [53] Perin A, Gambatesa E, Rui CB, Carone G, Fanizzi C, Lombardo FM, Galbiati TF, Sgubin D, Silberberg H, Cappabianca P, Meling TR, DI Mecco F; STARS Simulation Group. The "STARS" study: advanced preoperative rehearsal and intraoperative navigation in neurosurgical oncology [J]. J Neurosurg Sci, 2023, 67:671-678.
- [54] Medenica V, Ivanovic L, Milosevic N. Applicability of artificial intelligence in neuropsychological rehabilitation of patients with brain injury [J]. Appl Neuropsychol Adult, 2024. [Epub ahead of print]
- [55] Ezra Tsur E, Elkana O. Intelligent robotics in pediatric cooperative neurorehabilitation: a review [J]. Robotics, 2024, 13: 49.
- [56] Khalid UB, Naeem M, Stasolla F, Syed MH, Abbas M, Coronato A. Impact of AI - powered solutions in rehabilitation process: recent improvements and future trends [J]. Int J Gen Med, 2024, 17:943-969.
- [57] Duncan PW, Sullivan KJ, Behrman AL, Azen SP, Wu SS, Nadeau SE, Dobkin BH, Rose DK, Tilson JK, Cen S, Hayden SK; LEAPS Investigative Team. Body - weight - supported treadmill rehabilitation after stroke [J]. N Engl J Med, 2011, 26, 364:2026-2036.
- [58] Campagnini S, Arienti C, Patrini M, Liuzzi P, Mannini A, Carozza MC. Machine learning methods for functional recovery prediction and prognosis in post - stroke rehabilitation: a systematic review [J]. J Neuroeng Rehabil, 2022, 19:54.
- [59] Harari Y, O'Brien MK, Lieber RL, Jayaraman A. Inpatient stroke rehabilitation: prediction of clinical outcomes using a machine-learning approach [J]. J Neuroeng Rehabil, 2020, 17: 71.
- [60] Jiang J, Yan Z, Sheng C, Wang M, Guan Q, Yu Z, Han Y, Jiang J. A novel detection tool for mild cognitive impairment patients based on eye movement and electroencephalogram [J]. J Alzheimers Dis, 2019, 72:389-399.
- [61] Liu F, Wang P, Hu J, Shen S, Wang H, Shi C, Peng Y, Zhou A. A psychologically interpretable artificial intelligence framework for the screening of loneliness, depression, and anxiety [J]. Appl Psychol Health Well Being, 2025, 17:e12639.
- [62] Voigtlaender S, Pawelczyk J, Geiger M, Vaios EJ, Karschnia P, Cudkowicz M, Dietrich J, Haraldsen IRJH, Feigin V, Owolabi M, White TL, Świeboda P, Farahany N, Natarajan V, Winter SF. Artificial intelligence in neurology: opportunities, challenges, and policy implications [J]. J Neurol, 2024, 271: 2258-2273.
- [63] Krause - Jüttler G, Weitz J, Bork U. Interdisciplinary collaborations in digital health research: mixed methods case study [J]. JMIR Hum Factors, 2022, 9:e36579.

(收稿日期:2025-02-20)

(本文编辑:袁云)

下期内容预告 本刊2025年第3期报道专题为数智神经外科学,重点内容包括:基于宏观与微观影像特征融合的胶质瘤基因状态与分级预测研究;基于多参数MRI脑-肿瘤界面影像组学模型无创预测脑膜瘤侵犯程度的应用研究;分子诊断在胶质瘤手术中的应用初探;智能化水分离技术在岛叶胶质瘤手术壳核外侧分离中的应用;全息混合现实导航辅助幕上肿瘤显微外科治疗;唤醒开颅手术在脑功能区复发胶质瘤治疗中的初步研究;增强现实技术在颅底肿瘤和脑血管病手术中的应用;基于双Kinect V2的低成本数智步态分析系统:技术可行性及临床整合研究;脊柱手术中基于视觉追踪导板的增强现实导航系统的模型构建与验证;基于混合现实技术的多模态头戴式神经外科手术中监测系统可行性研究