

脑电图检查在脑卒中诊疗过程中的应用研究进展

赵杰¹ 李睿² 刘卫平¹ 刘宇琪¹ 邓柯¹ 白端阳²

¹西安医学院第一附属医院神经外科一病区, 西安 710000; ²西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 西安 710000

通信作者: 刘卫平, Email: neurosurgeonliu@163.com

【摘要】 脑电图检查为一种便捷、非侵入性技术,对脑功能异常高度敏感,目前已广泛应用于癫痫等多种神经系统疾病的诊疗过程中,在脑卒中领域的应用研究也有数十年历史。近年来,随着相关研究的不断深入和人工智能技术的快速发展,脑电图检查在脑卒中的早期诊断、病情监测和预后评估方面展现出新的潜力和价值。本文现围绕近 5 年来脑电图检查在脑卒中诊断和病情评估、疗效评估及预后评估中的应用研究进展进行综述,并展望其在未来脑卒中管理中的潜在应用价值,以期为提高脑卒中的诊断准确性、优化治疗方案和改善患者预后提供参考依据。

【关键词】 脑卒中; 脑电图; 人工智能

基金项目: 国家自然科学基金(52305035); 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(2022KXJ-055)

DOI:10.3760/cma.j.cn115354-20240625-00376

Recent advance in electroencephalography in diagnosis and treatment of stroke

Zhao Jie¹, Li Rui², Liu Weiping¹, Liu Yuqi¹, Deng Ke¹, Bai Duanyang²

¹Ward I, Department of Neurosurgery, First Affiliated Hospital of Xi'an Medical College, Xi'an 710000, China; ²School of Mechanical and Precision Instruments, Xi'an University of Technology, Xi'an 710000, China

Corresponding author: Liu Weiping, Email: neurosurgeonliu@163.com

【Abstract】 Electroencephalography (EEG), as a convenient and non-invasive technique, is highly sensitive to brain function abnormalities and has been widely applied in the diagnosis and treatment of epilepsy and other neurological diseases (applied research in stroke field has a history of decades). In recent years, with the deepening of related research and rapid development of artificial intelligence technology, EEG has shown new potential in early diagnosis, disease monitoring and prognosis assessment of stroke. This review discusses the recent advance in EEG in evaluating the diagnosis, therapeutic efficacy, and prognoses of stroke in the last 5 years, so as to provide references for improving the diagnoses, treatments and prognoses of stroke patients.

【Key words】 Stroke; Electroencephalography; Artificial intelligence

Fund program: National Natural Science Foundation of China (52305035); Shaanxi Province Qin Chuangyuan "Scientist+Engineer" Team Construction Project (2022KXJ-055)

DOI:10.3760/cma.j.cn115354-20240625-00376

脑卒中是神经系统疾病中最常见且危害最重者,截至 2020 年年末,中国约有 1 780 万成年人罹患过脑卒中,230 万人因此死亡,且 75% 的幸存者遗留神经功能障碍^[1]。美国心脏协会在 2021 年指出,早期诊断是改善脑卒中预后的关键^[2]。传统上诊断脑卒中主要依靠 CT、MRI 等影像学检查,其中 CT 能够快速检测出血或梗死的早期信号,并可识别异常血管;MRI 则能揭示病变及其远端区域的异常,对急性梗死的检测极为灵敏和特异,但这些检查存在检测流程复杂、可及性低和成本昂贵等缺陷^[3-6]。脑电图检查是一种便捷、非侵入性的实时监测头皮表面微电流的技术,对脑代谢异常、

脑缺血缺氧和神经功能异常等较为敏感,目前已被广泛应用于神经系统疾病的诊断、疗效评估及预后判断中^[7-8]。同时,脑电图检查在脑卒中领域的应用研究目前也已有深入的探索,例如已明确在脑卒中发生后的早期阶段,脑电图检查能够捕捉到脑电活动的细微变化,为其诊断和病情评估提供重要信息。Ferreira 等^[9]通过动物实验发现脑缺血性改变会导致 α 波段功率和 δ 波段功率显著增加;Hao 等^[10]通过分析脑电图信号发现在微观状态下脑卒中患者的神经动力学会在康复治疗得到补偿和重组,且信号中的某些动态参数可评估患者的神经功能;Block 等^[11]则通过人工智能汇总、识别

连续收集到的脑电图信号及其他临床资料中的特征与变化,发现该方法可以更快地检测到脑缺血的早期迹象。然而,尽管脑电图检查在量化脑卒中前后神经活动方面提供了重要补充,但在提取稳定特征用于脑卒中诊断及揭示脑卒中内在病理机制等方面仍存在局限,故尚未成为其主要的检查手段^[12]。不过,随着研究的不断深入及机器学习模型、深度学习模型等人工智能技术的快速发展,脑电图信号分析的准确性、可靠性得到了显著提升,有望为脑卒中的早期诊断和深入理解其病理机制提供了新的视角与方法。本文现围绕近 5 年来脑电图检查在脑卒中诊断和病情评估、疗效评估及预后评估中的应用新进展进行综述,以期临床医生和研究人员提供一些关于脑电图检查在脑卒中诊疗中潜在价值的见解,并探索其在未来脑卒中精准医疗中的可能扮演的角色。

一、脑电图信号在脑卒中诊疗过程中的处理

脑电图可直接反映大脑皮层电活动,但其在脑卒中诊疗中需借助先进的信号处理技术提取关键指标。脑电图信号处理过程包括采集、预处理、特征提取和分类。脑电图信号采集需遵循国际 10-20 系统,灵活设置通道;预处理旨在消除噪声,提高信噪比;特征提取则主要关注频率谱、时域、时频和小波变换等指标;分类则是利用支持向量机、神经网络等方法区分大脑状态^[13-16]。通过上述这些对脑电图信号的处理,从而提取出关键指标用于脑卒中分析。据 Lanzzone 等^[17]统计,在脑卒中研究中主要关注的脑电图关键指标包括功率谱衍生指标如功率谱密度、 δ/α 值、 $\delta\theta/\alpha\beta$ 值,连通性指标如相干性、锁相值,对称性指标如脑对称指数、部分定向脑对称指数,其他指标如频谱指数等,并以此结合其他临床资料来辅助医生对脑卒中的诊断、疗效评估和预后评估。

上述脑电图关键指标是评估大脑不同区域相互作用及其功能状态的重要工具,其计算原理分别为:(1)功率谱衍生指标:通过分析不同频率下的功率分布来识别脑电活动模式,其中功率谱密度反映信号功率随频率的变化,而 δ/α 值等比值通过比较不同频率带功率以揭示特定脑电模式^[18]。(2)连通性指标:通过量化信号间的幅度一致性和相位一致性,揭示大脑区域间的同步性,其中相干性通过交叉谱密度评估同步程度,锁相值通过评估复数波形的相位一致性来反映信号间的相位锁定^[19]。(3)对称性指标:通过比较大脑双侧半球功率谱密度和相位一致性来评估半球间活动对称性,其中脑对称指数反映不对称性,部分定向脑对称指数结合相位信息可进行大脑半球间活动对称性的全面评估^[20]。(4)其他指标:频谱指数通过量化功率谱下降速率、描述信号功率的频率依赖性来反映脑电活动的复杂性和神经网络动态^[21]。这些关键指标的应用,为脑电图检查以监测和评估脑卒中后神经病理状态提供了重要工具。

二、脑电图信号在脑卒中各阶段的特征及变化

脑卒中发生后,无论是患侧还是健侧大脑半球,脑电图信号均会出现显著的变化,且这些变化会随着病情的发展在脑卒中各阶段演变出不同特征,并可能提供出关于脑部病理生理状态的重要信息,反映着脑损伤的动态过程。

1. 急性期:脑电图信号通常会表现为广泛性慢波活动增加,包括 δ 波(1~4 Hz)、 θ 波(4~8 Hz)、 α 波(8~12 Hz)、慢 β 波(13~20 Hz)。Lanzzone 等^[21]研究发现在急性脑卒中患者中这些慢波活动通常表现为更低的频谱指数值、功率谱密度衰减更加陡峭、 α 节律减少和 δ 节律增多形成的高 δ/α 值等,且患侧大脑半球慢化现象较健侧大脑半球更为明显,并与患者的临床症状严重程度有关。Shreve 等^[22]研究发现,无论是患侧还是健侧大脑半球, α/δ 波段功率比与脑梗死体积均呈正相关关系。van Stigt 等^[23]研究表明,急性期脑卒中患者的 δ 节律升高与其梗死核心体积正向关联, α 节律减少通常伴随着低灌注区体积增加和局部脑血流量减少,且随着低灌注区体积的增加,脑电图信号中慢波活动增加。

2. 亚急性期:脑电图信号在急性期表现出的广泛性慢波活动会随着治疗及病情改善而在亚急性期出现不同程度的正常化,这些特征的正常化可以作为评估患者治疗效果和恢复潜力的重要指标。例如 Lanzzone 等^[21]在研究中发现,亚急性期脑卒中患者频谱指数值呈现“再正常化”,较急性期更趋向健康对照水平,这可能反映了脑功能重组和神经可塑性的变化,预示着患者运动、认知功能的恢复潜力。Bartur 等^[24]的研究表明,亚急性期脑卒中患者患侧大脑半球记录的 μ 波、 β 波在运动时出现的事件相关去同步化幅度与患者的残余运动能力正向关联。此外,较高的 α/β 值也可能提示较好的神经功能恢复和预后。例如 Pirovano 等^[25]研究发现,康复治疗可以通过促进大脑运动网络的重组,增加亚急性期脑卒中患者大脑半球内 α 、 β 波段的耦合强度,从而可能有助于改善患者的运动功能和预后。

3. 慢性期:此时脑电图信号中异常节律的进一步减少与脑卒中患者预后改善呈正相关关系,可能提示着神经元损伤与代偿恢复。Lanzzone 等^[21]的纵向研究表明,慢性期脑卒中患者的频谱指数值正常化较亚急性期更能反映出恢复过程,同时随着康复治疗的进行,患者健侧大脑半球也会通过功能重组实现患侧功能代偿,这种变化在脑电图信号中会表现为有别于健康人群的半球间不对称性(健康人群运动时活动肢体对侧大脑半球会表现为显著的事件相关去同步化,而同侧大脑半球的事件相关去同步化则相对较弱)。Barios 等^[26]发现慢性期脑卒中患者使用健侧手时健侧大脑半球的事件相关去同步化激活增强,类似于健康人群中的对侧大脑半球激活模式;而用患侧手运动时,患侧大脑半球的事件相关去同步化激活减少或缺失,与正常模式相异;并且,健侧大脑半球的事件相关去同步化幅度与患者的运动缺陷程度呈负相关关系,提示着健侧大脑半球可能在补偿患侧的功能缺陷。另外, Saes 等^[27]也分析了慢性期脑卒中患者的脑电图信号,发现其慢波活动中脑对称指数值较健康对照组高,这种大脑半球间频谱功率的不对称性在 δ 、 θ 波段最为明显。

除此之外,脑卒中患者的脑电图信号还可能呈现局灶性减慢、广泛性减慢、额叶间歇性 δ 活动及癫痫样改变等非正常模式^[28]。这些特征也与患者的病情变化紧密相关,并有潜力成为诊断和评估脑卒中的重要生物标志物。

三、脑电图检查在脑卒中诊断和病情评估中的应用

通过分析和识别脑卒中过程中的脑电图信号变化,可以为脑卒中的诊断和病情评估提供重要信息。

1. 脑卒中诊断:基于脑电图检查对脑代谢异常、脑缺血的敏感性,从而可以实现对脑卒中的诊断和分类。van Stigt 等^[23]对 311 例疑似脑卒中患者的脑电图信号分析显示, θ/α 值和脑对称指数在入院前大血管闭塞性脑卒中的诊断中具有高准确性,受试者工作特征曲线下面积(AUC)分别为 0.80 和 0.91。Shreve 等^[22]在发病 6.6 h 内,通过脑电图中 δ 波段功率、 α/δ 波段功率比区分了 5 例急性缺血性脑卒中患者与 19 例疑似患者。另外,近年来研究人员也正在结合人工智能技术优化脑电图分析算法,以提高对脑卒中患者的分类特异性和诊断稳定性。机器学习模型是人工智能技术的一个分支,其通过分析大量标记好的数据,可以学习并识别数据中的模式和关系,以及做出预测。Islam 等^[16]利用机器学习模型分析了 48 例急性缺血性脑卒中患者和 75 例健康成人在步行、工作和阅读等活动状态下的脑电图信号,发现在 δ 和 θ 波段可获得较好的特征提取效果,且对两类人群的分类准确率最高可达 86%。卷积神经网络是一种深度学习架构,可以通过逐步提取特征进行信号分类。长短期记忆网络是一种循环神经网络,可以通过捕捉时间序列数据中的长期和短期模式来理解信号的动态变化。Choi 等^[6]应用其开发的结合卷积神经网络和长短期记忆网络的混合神经网络,分析了 61 例脑卒中患者与 61 例健康成人在坐下、站立、移动物体等活动状态下的脑电图信号,发现通过对 α 、 β 等波段功率值的分析,该模型在预测脑卒中方面的准确度达到了 94.0%。多特征融合方法通过结合多种不同的特征(如小波包能量、模糊熵等)以提高分类的准确性。Li 等^[14]提出了一种结合小波包能量和层次模糊熵的多特征融合方法,以用于脑卒中时的脑电图信号分析:该方法从 0~35 Hz 的低频频段提取融合特征,并应用机器学习模型进行分类,发现其最高可实现对缺血性脑卒中与出血性脑卒中达 98.60% 的分类准确率。不过,个体差异和病程变化会显著影响脑电图特征的诊断准确性,故而需要建立一个大规模、多中心的脑电图数据库,涵盖脑卒中患者的不同阶段,以提升脑电图数据的解码和分类精度。

2. 脑卒中病情评估:脑电图信号与脑卒中病情严重程度之间的相关性有助于临床医生基于统计学原理评估病情严重程度,并为患者做出个性化治疗决策。van Stigt 等^[29]对比了 27 例脑卒中患者的脑电图与 CT 灌注成像资料,发现脑电图功率谱随着灌注不足脑区体积的增加而减慢,从而有助于脑卒中大小的区分。Shreve 等^[22]和 Erani 等^[30]的研究均表明可通过 α 、 θ 和 β 等波段的功率变化来评估梗死灶面积。这些研究结果显示脑电图信号中包含了脑卒中病情严重程度的信息,但在实际临床中仍需结合其他临床指标以实现更精确的病情评估。

3. 脑卒中后运动功能评估:目前主要是通过脑电图信号中频谱特征变化和半球不对称性来评估脑卒中患者的运动功能损害。Saes 等^[27]研究分析了 21 例上肢麻痹的慢性脑卒中患者的脑电图信号及其 Fugl-Meyer 运动功能量表评分,发现 δ 、 θ 波段脑对称指数更高,且与 Fugl-Meyer 运动功能量表

评分呈显著负相关关系($P=0.008$)。Bartur 等^[24]和 Barrios 等^[26]分别分析了 14 例亚急性期脑卒中患者和 23 例慢性期脑卒中患者的脑电图信号,发现患者运动期间事件相关去同步化幅度与其运动功能缺陷程度存在负相关关系,可用于评估患者肢体的运动功能受损情况。可见,功能活动下的脑电图信号采集对机体运动功能评估至关重要,这是脑电图技术发展的重要方向。

综上,脑电图检查在脑卒中的诊断(甚至是院前阶段的早期诊断)、病情评估和脑卒中后运动功能评估中均展现出巨大潜力。笔者相信,结合人工智能技术和多模态研究,脑电图检查的诊断准确率和稳定性有望得到进一步提高,从而有助于缩短脑卒中确诊时间、促进早期治疗、改善患者预后。

四、脑电图检查在脑卒中疗效评估中的应用

脑电图检查在脑卒中疗效评估中扮演着关键角色,通过监测治疗前后脑电图信号变化,有助于了解患者的脑功能状态,还可以评估临床治疗及康复效果,为个性化治疗实施提供依据。

1. 临床治疗效果评估:脑电图信号变化能够预示药物和手术干预的效果。Ajčević 等^[31]采集了 20 例缺血性脑卒中患者静脉溶栓治疗前的脑电图信号并进行追踪分析,发现 δ 和 α 功率、脑对称指数和部分定向脑对称指数等指标与患者出院时、术后 12 个月时的神经功能缺损程度和梗死体积相关,从而能够预测静脉溶栓治疗效果。Shen 等^[32]分析了 105 例接受机械血栓切除术的脑卒中患者的脑电图信号,发现信号中 δ/α 值升高可预测血栓切除术后的不良功能结局,AUC 约为 0.80。Sanches 等^[33]则尝试通过连续脑电图监测评估脑卒中后抗癫痫药物的治疗效果,以识别能从抗癫痫药物治疗中获益更多的患者。总之,脑电图检查可以监测脑卒中患者的临床治疗效果,从而有益于治疗策略的及时调整,促进患者预后改善。

2. 康复效果评估:脑电图检查的便捷性和经济性使其成为脑卒中患者康复期间理想的效果评估工具。Pirovano 等^[25]研究了 18 例亚急性期缺血性脑卒中患者康复治疗前后的静息态脑电图信号,发现康复治疗促进了运动网络重组,在 α 、 β 波段内增强了运动前区与初级运动区之间的半球内耦合,特别是在 α 波段内,健侧与患侧的运动前皮质区域的连接性增强程度与 Fugl-Meyer 运动功能量表所揭示的上肢运动功能恢复程度呈正相关关系。Mane 等^[34]使用定量脑电图特征研究了 19 例慢性脑卒中患者的脑机接口康复干预效果,发现脑对称指数是最佳预后指标($r=-0.80, P=0.02$),功率比指数是最佳预测因子($r=-0.96, P=0.004$)。深度学习模型是机器学习模型中的一个特定分支,可以通过模拟人脑神经网络来识别并处理数据,以此从复杂的原始信号中自动学习和提取特征。Lin 等^[35]开发的深度学习预后模型可以通过识别脑电图信号中功率谱密度、功能连通性的显著特征来提高预测准确度:该模型分析了 15 例脑卒中患者在手法伸展和机器人辅助训练前后的脑电图信号,发现其对这两种康复方法的效果预测准确率分别为 87.50% 和 91.84%。这些研究结果表明脑电图检查可用于预测脑卒中患者对不同康复措施的反

性,在其康复效果评估中潜力巨大。

综上,脑电图信号中各特征在评估脑卒中临床治疗及康复效果中扮演着关键角色。但由于这些特征背后的深层机制目前尚未完全明晰,以致于限制了脑电图检查在临床应用中的可靠性。笔者认为,在未来的研究中,需通过多学科、多中心合作,以大样本量的试验来全面揭示这些脑电图特征的生成原理,从而增强其在脑卒中管理中的实用价值。

五、脑电图检查在脑卒中预后评估中的应用

通过对脑电图信号变化的分析,可以预测脑卒中患者运动、认知等神经功能障碍的恢复情况。Lanzone 等^[21]的研究中回顾性纳入了 18 例缺血性脑卒中患者在亚急性期和康复治疗 2 个月后的脑电图记录资料,发现频谱指数值的正常化与患者美国国立卫生研究院卒中量表(NIHSS)评分改善呈正相关关系($r=0.63, P=0.005$)。Rogers 等^[36]证实脑卒中患者急性期 θ 节律活动可预测其长期预后,阳性准确率(67%~83%)及阴性准确率(70%~90%)与 NIHSS 评分相当。Ding 等^[37]通过经颅磁刺激结合脑电图检查研究了 81 例脑卒中患者和 15 例健康成人,结果显示脑功能连接增强有助于无诱发运动电位患者恢复,而有诱发运动电位患者大脑半球间连接与其运动功能呈负相关关系。Wang 等^[38]分析了 56 例接受床旁定量脑电图监测的 A 型主动脉夹层患者,发现定量脑电图监测可评估术后脑卒中罹患风险,其中振幅整合脑电图的下边界振幅是最佳预测指标,OR 值为 0.735。

尽管脑电图检查在脑卒中预后评估中显示出了潜力,但仍需结合其他检查手段和临床量表以确保稳定性,且其与患者病情变化的确切机制也尚未完全明了。机器学习模型、多模态检查方式和回归模型等的应用可能会改善这些情况。Hao 等^[39]设计了一个多层次大脑不对称的综合分析框架以更系统地分析大脑不对称性,并以机器学习模型分析了 121 例脑卒中患者和 20 例健康受试者的脑电图数据,发现该系统使用从 α 、 β 波段所提取的半球不对称特征可预测脑卒中后机体下肢 Fugl-Meyer 运动功能量表评分的改善情况。Chiarelli 等^[40]的机器学习模型结合了脑电图信号及 NIHSS 评分,通过对 101 例脑卒中患者的脑电图信号进行训练,结果发现该模型与 NIHSS 评分相比可有效提高对脑卒中恢复情况的预测准确率,AUC 分别为 0.80 和 0.70。线性回归模型是通过建立一个线性方程来描述各变量间的关系。Liang 等^[41]研发的线性回归模型结合了脑电图检查和功能近红外光谱分析结果,通过对 8 例脑卒中患者的测试,发现以事件相关去同步幅度作为预测因子可以预测脑卒中患者的平衡功能恢复情况($P=0.043$)。

综上,脑电图信号对于理解脑卒中恢复过程至关重要。任务态下的脑电图检查能揭示机体更多的脑活动信息,通过长期监测可有助于深入理解脑卒中的神经病理机制,提高对其预后的判断。笔者认为,未来的研究应继续发展这些方面,从而优化脑卒中的诊断和治疗策略。

六、脑电图检查的局限性及未来展望

脑电图检查在脑卒中诊疗过程中已显示出较大潜力。

通过对脑电图信号特征的提取和分类,脑电图检查可有助于识别和分类脑卒中患者,且部分特定的脑电图信号特征可以为脑卒中患者的神经功能状态及预后评估提供重要信息。同时,通过结合深度学习模型、机器学习模型等人工智能技术,可进一步提升脑电图信号分析的准确性和预测力。然而,脑电图检查在脑卒中领域的实际应用中仍存在一些局限性:(1)空间分辨率和深度敏感性有限,导致脑电图信号尚不能完全准确地反映脑卒中的具体病灶位置和血流动态。对此,Tang 等^[42]和 Kwon 等^[43]分别利用紧凑卷积网络、深度卷积神经网络来提高脑电图的空间分辨率,Zhang 等^[44]则开发出可植入亚 100 微米级血管中的电极以用于脑深部组织的电生理监测。(2)可靠性亟待提高。信号质量的不稳定性以及分析算法的局限性严重影响了脑电图检查的可靠性,但通过与经颅磁刺激、脑磁图、功能性近红外光谱和超声检查等技术的综合应用,能较好地解决相关问题^[45-48]。(3)不同研究中脑电图信号分析算法的差异性,影响了研究结果的可比性和可重复性,而样本量和数据库的限制也妨碍了对脑电图信号特征与脑卒中内在联系的深入探究。未来,研究者们需要通过提高电极密度和精度、改进信号分析算法等技术优化,并开展多中心、长时程、大规模的临床研究,以促进脑电图检查在脑卒中领域的广泛应用;同时,基于脑电图信号的产生原理和脑卒中的疾病特征,应重视任务导向型的脑电图研究,以更好地揭示脑卒中的神经病理机制。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 赵杰:文章撰写及修改;李睿、刘卫平、刘宇琪:选稿指导、论文审阅;邓柯、白端阳:文章修改

参 考 文 献

- [1] Tu WJ, Wang LD. China stroke surveillance report 2021[J]. *Med Res*, 2023, 10(1): 33. DOI: 10.1186/s40779-023-00463-x.
- [2] Kleindorfer DO, Towfighi A, Chaturvedi S, et al. 2021 Guideline for the prevention of stroke in patients with stroke and transient ischemic attack: a guideline from the american heart association/american stroke association[J]. *Stroke*, 2021, 52(7): e364-e467. DOI: 10.1161/STR.0000000000000375.
- [3] Samuels N, van de Graaf RA, Roos Y, et al. Advancements in diagnostic and interventional radiology for stroke treatment: the path from trial to bedside through the pre-MR CLEAN, MR CLEAN, and MR CLEAN II eras[J]. *Insights Imaging*, 2024, 15(1): 30. DOI: 10.1186/s13244-023-01597-1.
- [4] Brugnara G, Baumgartner M, Scholze ED, et al. Deep-learning based detection of vessel occlusions on CT-angiography in patients with suspected acute ischemic stroke[J]. *Nat Commun*, 2023, 14(1): 4938. DOI: 10.1038/s41467-023-40564-8.
- [5] Cui F, Zhao L, Lu M, et al. Functional and structural brain reorganization in patients with ischemic stroke: a multimodality MRI fusion study[J]. *Cereb Cortex*, 2023, 33(19): 10453-10462. DOI: 10.1093/cercor/bhad295.
- [6] Choi YA, Park SJ, Jun JA, et al. Deep learning-based stroke disease prediction system using real-time bio signals[J]. *Sensors (Basel)*, 2021, 21(13): 4269. DOI: 10.3390/s21134269.



- [7] Islam MK, Rastegarnia A. Editorial: recent advances in EEG (non-invasive) based BCI applications[J]. *Front Comput Neurosci*, 2023, 17: 1151852. DOI: 10.3389/fncom.2023.1151852.
- [8] Alturki FA, AlSharabi K, Abdurraqeeb AM, et al. EEG signal analysis for diagnosing neurological disorders using discrete wavelet transform and intelligent techniques[J]. *Sensors (Basel)*, 2020, 20(9): 2505. DOI: 10.3390/s20092505.
- [9] Ferreira LO, Mattos BG, Jôia de Mello V, et al. Increased relative delta bandpower and delta indices revealed by continuous qEEG monitoring in a rat model of ischemia-reperfusion[J]. *Front Neurol*, 2021, 12: 645138. DOI: 10.3389/fneur.2021.645138.
- [10] Hao Z, Zhai X, Cheng D, et al. EEG microstate-specific functional connectivity and stroke-related alterations in brain dynamics[J]. *Front Neurosci*, 2022, 16: 848737. DOI: 10.3389/fnins.2022.848737.
- [11] Block L, El-Merhi A, Liljencrantz J, et al. Cerebral ischemia detection using artificial intelligence (CIDAI)-a study protocol[J]. *Acta Anaesthesiol Scand*, 2020, 64(9): 1335-1342. DOI: 10.1111/aas.13657.
- [12] Maura RM, Rueda Parra S, Stevens RE, et al. Literature review of stroke assessment for upper-extremity physical function via EEG, EMG, kinematic, and kinetic measurements and their reliability [J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2023, 20(1): 21. DOI: 10.1186/s12984-023-01142-7.
- [13] Jiang X, Bian GB, Tian Z. Removal of artifacts from EEG signals: a review[J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19(5): 987. DOI: 10.3390/s19050987.
- [14] Li F, Fan Y, Zhang X, et al. Multi-feature fusion method based on EEG signal and its application in stroke classification[J]. *J Med Syst*, 2019, 44(2): 39. DOI: 10.1007/s10916-019-1517-9.
- [15] Qin Y, Zhang Y, Zhang Y, et al. Application and development of EEG acquisition and feedback technology: a review[J]. *Biosensors (Basel)*, 2023, 13(10): 930. DOI: 10.3390/bios13100930.
- [16] Islam MS, Hussain I, Rahman MM, et al. Explainable artificial intelligence model for stroke prediction using EEG signal[J]. *Sensors (Basel)*, 2022, 22(24): 9859. DOI: 10.3390/s22249859.
- [17] Lanzone J, Motolese F, Ricci L, et al. Quantitative measures of the resting EEG in stroke: a systematic review on clinical correlation and prognostic value[J]. *Neurol Sci*, 2023, 44(12): 4247-4261. DOI: 10.1007/s10072-023-06981-9.
- [18] Büchel D, Lehmann T, Sandbakk Ø, et al. EEG-derived brain graphs are reliable measures for exploring exercise-induced changes in brain networks[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 20803. DOI: 10.1038/s41598-021-00371-x.
- [19] Bakhshayesh H, Fitzgibbon SP, Janani AS, et al. Detecting connectivity in EEG: a comparative study of data-driven effective connectivity measures[J]. *Comput Biol Med*, 2019, 111: 103329. DOI: 10.1016/j.combiomed.2019.103329.
- [20] Sebastián-Romagosa M, Udina E, Ortner R, et al. EEG biomarkers related with the functional state of stroke patients[J]. *Front Neurosci*, 2020, 14: 582. DOI: 10.3389/fnins.2020.00582.
- [21] Lanzone J, Colombo MA, Sarasso S, et al. EEG spectral exponent as a synthetic index for the longitudinal assessment of stroke recovery[J]. *Clin Neurophysiol*, 2022, 137: 92-101. DOI: 10.1016/j.clinph.2022.02.022.
- [22] Shreve L, Kaur A, Vo C, et al. Electroencephalography measures are useful for identifying large acute ischemic stroke in the emergency department[J]. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2019, 28(8): 2280-2286. DOI: 10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2019.05.019.
- [23] van Stigt MN, Groenendijk EA, van Meenen L, et al. Prehospital detection of large vessel occlusion stroke with EEG[J]. *Neurology*, 2023, 101(24): e2522-e2532. DOI: 10.1212/WNL.0000000000207831.
- [24] Bartur G, Pratt H, Soroker N. Changes in mu and beta amplitude of the EEG during upper limb movement correlate with motor impairment and structural damage in subacute stroke[J]. *Clin Neurophysiol*, 2019, 130(9): 1644-1651. DOI: 10.1016/j.clinph.2019.06.008.
- [25] Pirovano I, Mastropietro A, Antonacci Y, et al. Resting state EEG directed functional connectivity unveils changes in motor network organization in subacute stroke patients after rehabilitation[J]. *Front Physiol*, 2022, 13: 862207. DOI: 10.3389/fphys.2022.862207.
- [26] Barrios JA, Ezquerro S, Bertomeu-Motos A, et al. Movement-related EEG oscillations of contralesional hemisphere discloses compensation mechanisms of severely affected motor chronic stroke patients[J]. *Int J Neural Syst*, 2021, 31(12): 2150053. DOI: 10.1142/S0129065721500532.
- [27] Saes M, Meskers C, Daffertshofer A, et al. How does upper extremity Fugl-Meyer motor score relate to resting-state EEG in chronic stroke a power spectral density analysis[J]. *Clin Neurophysiol*, 2019, 130(5): 856-862. DOI: 10.1016/j.clinph.2019.01.007.
- [28] Ag Lamat M, Abd Rahman M, Wan Zaidi WA, et al. Qualitative electroencephalogram and its predictors in the diagnosis of stroke [J]. *Front Neurol*, 2023, 14: 1118903. DOI: 10.3389/fneur.2023.1118903.
- [29] van Stigt MN, Groenendijk EA, van de Munckhof A, et al. Correlation between EEG spectral power and cerebral perfusion in patients with acute ischemic stroke[J]. *J Clin Neurosci*, 2023, 116: 81-86. DOI: 10.1016/j.jocn.2023.08.021.
- [30] Erani F, Zolotova N, Vanderschelden B, et al. Electroencephalography might improve diagnosis of acute stroke and large vessel occlusion[J]. *Stroke*, 2020, 51(11): 3361-3365. DOI: 10.1161/STROKEAHA.120.030150.
- [31] Ajčević M, Furlanis G, Naccarato M, et al. Hyper-acute EEG alterations predict functional and morphological outcomes in thrombolysis-treated ischemic stroke: a wireless EEG study[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2021, 59(1): 121-129. DOI: 10.1007/s11517-020-02280-z.
- [32] Shen Y, You H, Yang Y, et al. Predicting brain edema and outcomes after thrombectomy in stroke: frontal delta/alpha ratio as an optimal quantitative EEG index[J]. *Clin Neurophysiol*, 2024, 164: 149-160. DOI: 10.1016/j.clinph.2024.05.009.
- [33] Sanches PR, Tabaeizadeh M, Moura L, et al. Anti-seizure medication treatment and outcomes in acute ischemic stroke patients undergoing continuous EEG monitoring[J]. *Neurol Sci*,



- 2022, 43(9): 5441-5449. DOI: 10.1007/s10072-022-06183-9.
- [34] Mane R, Chew E, Phua KS, et al. Prognostic and monitory EEG-biomarkers for BCI upper-limb stroke rehabilitation[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2019, 27(8): 1654-1664. DOI: 10.1109/TNSRE.2019.2924742.
- [35] Lin PJ, Li W, Zhai X, et al. Explainable deep-learning prediction for brain-computer interfaces supported lower extremity motor gains based on multistate fusion[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2024, 32: 1546-1555. DOI: 10.1109/TNSRE.2024.3384498.
- [36] Rogers J, Middleton S, Wilson PH, et al. Predicting functional outcomes after stroke: an observational study of acute single-channel EEG[J]. Top Stroke Rehabil, 2020, 27(3): 161-172. DOI: 10.1080/10749357.2019.1673576.
- [37] Ding Q, Chen J, Zhang S, et al. Neurophysiological characterization of stroke recovery: a longitudinal TMS and EEG study[J]. CNS Neurosci Ther, 2024, 30(3): e14471. DOI: 10.1111/cns.14471.
- [38] Wang YP, Liu WX, Jiang Y, et al. Quantitative EEG as a diagnostic and prognostic tool in hemispheric stroke patients undergoing type A aortic dissection surgery[J]. Brain Behav, 2023, 13(7): e3091. DOI: 10.1002/brb3.3091.
- [39] Hao Z, Zhai X, Peng B, et al. CAMBA framework: unveiling the brain asymmetry alterations and longitudinal changes after stroke using resting-state EEG[J]. Neuroimage, 2023, 282: 120405. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2023.120405.
- [40] Chiarelli AM, Croce P, Assenza G, et al. Electroencephalography-derived prognosis of functional recovery in acute stroke through machine learning approaches[J]. Int J Neural Syst, 2020, 30(12): 2050067. DOI: 10.1142/S0129065720500677.
- [41] Liang J, Song Y, Belkacem AN, et al. Prediction of balance function for stroke based on EEG and fNIRS features during ankle dorsiflexion[J]. Front Neurosci, 2022, 16: 968928. DOI: 10.3389/fnins.2022.968928.
- [42] Tang Y, Chen D, Liu H, et al. Deep EEG superresolution via correlating brain structural and functional connectivities[J]. IEEE Trans Cybern, 2023, 53(7): 4410-4422. DOI: 10.1109/TCYB.2022.3178370.
- [43] Kwon M, Han S, Kim K, et al. Super-resolution for improving EEG spatial resolution using deep convolutional neural network-feasibility study[J]. Sensors (Basel), 2019, 19(23): 5317. DOI: 10.3390/s19235317.
- [44] Zhang A, Mandeville ET, Xu L, et al. Ultraflexible endovascular probes for brain recording through micrometer-scale vasculature[J]. Science, 2023, 381(6655): 306-312. DOI: 10.1126/science.adh3916.
- [45] Motolese F, Lanzone J, Todisco A, et al. The role of neurophysiological tools in the evaluation of ischemic stroke evolution: a narrative review[J]. Front Neurol, 2023, 14: 1178408. DOI: 10.3389/fneur.2023.1178408.
- [46] Shahrestani S, Wishart D, Han S, et al. A systematic review of next-generation point-of-care stroke diagnostic technologies[J]. Neurosurg Focus, 2021, 51(1): E11. DOI: 10.3171/2021.4.FOCUS21122.
- [47] 顾大群, 张扬, 晁迎九, 等. 脑电图联合局部脑氧饱和度监测脑灌注在颈动脉内膜剥脱术中的应用[J]. 中华神经医学杂志, 2021, 20(4): 346-349. DOI: 10.3760/cma.j.cn115354-20200306-00149.
- Gu DQ, Zhang Y, Chao YJ, et al. Electroencephalogram combined with regional oxygen saturation in monitoring cerebral perfusion during carotid endarterectomy[J]. Chin J Neuromed, 2021, 20(4): 346-349. DOI: 10.3760/cma.j.cn115354-20200306-00149.
- [48] 杨诺, 李莹萱, 杨冬菊. 经颅磁刺激脑电图同步记录技术及其在神经精神系统疾病诊断和评估中的应用进展[J]. 中华神经医学杂志, 2022, 21(12): 1261-1268. DOI: 10.3760/cma.j.cn115354-20220606-00400.
- Yang N, Li YX, Yang DJ. Transcranial magnetic stimulation-electroencephalography for diagnosis and evaluation in neuropsychiatric diseases[J]. Chin J Neuromed, 2022, 21(12): 1261-1268. DOI: 10.3760/cma.j.cn115354-20220606-00400.

(收稿日期: 2024-06-25)

(本文编辑: 刘凯)

· 读者·作者·编者 ·

关于杜绝和抵制第三方机构代写代投稿件的通知

近期中华医学会杂志社学术期刊出版平台在后台监测到部分用户使用虚假的手机号和Email地址注册账号,这些账号的投稿IP地址与作者所在单位所属行政区域严重偏离,涉嫌第三方机构代写代投。此类行为属于严重的学术不端,杂志社新媒体部将对此类账号做封禁处理,相关稿件一律做退稿处理。

为弘扬科学精神,加强科学道德和学风建设,抵制学术不端行为,端正学风,维护风清气正的良好学术生态环境,请广大读者和作者务必提高认识,规范行为,以免给作者的学术诚信、职业发展和所在单位的声誉带来不良影响。

中华医学会杂志社

