

脑机接口在神经系统疾病中的应用进展[☆]

谭逸* 宗宁宁* 江佳柳* 王羽涵* 张思源* 徐运*[◎]

【摘要】脑机接口(brain-computer interface, BCI)是在中枢神经系统与外部设备之间建立直接通路的前沿技术,广泛应用于科学研究及临床诊疗。脑机接口由信号采集、特征提取、模式分类解码、外部控制及反向调节模块组成,按信号采集方式可分为侵入性和非侵入性。神经病学作为该技术临床转化的主力军,近年专注于意识障碍、癫痫、认知障碍等疾病的诊断及预后评估,通信和运动辅助,神经功能康复改善等,已取得重大突破。

【关键词】脑机接口 神经调控 信号处理 神经系统疾病 通信 神经康复 应用进展

【中图分类号】R741

【文献标识码】A

Application progress of brain-computer interfaces in neurological diseases. TAN Yi, ZONG Ningning, JIANG Jiali, WANG Yuhuan, ZHANG Siyuan, XYU Yun. Department of Neurology, Nanjing Drum Tower Hospital, Affiliated Hospital of Medical School, Nanjing University, Nanjing 210008, China. Tel:025-83304616.

【Abstract】Brain-computer interfaces establish communication channels between the central nervous system and external devices, which are widely used in research and clinical practice. BCIs consist of signal acquisition, feature extraction, pattern classification and decoding, external control and feedback regulation. BCIs are divided into invasive and non-invasive BCIs according to the signal acquisition method. As the main force in the clinical transformation of brain-computer interfaces, neuroscience has made major breakthroughs in the diagnosis and prognosis of diseases such as disturbance of consciousness, epilepsy, cognitive impairment, the assistance of communication and motion control, and the rehabilitation and improvement of neurological function.

【Key words】Brain-computer interface Neuromodulation Signal processing Neurological diseases Communication Neurorehabilitation Progression

脑机接口(brain-computer interface, BCI)可采集神经信号,提取信号特征,分类解码特征指向的大脑意图,由外部设备输出,实现中枢神经系统与外部设备的直接交互,为近年医学研究及临床转化的热点^[1-3]。本文旨在介绍脑机接口,并从诊断、治疗和预后判断三方面综述其在神经系统疾病中的应用进展。

1 脑机接口概述

doi:10.3969/j.issn.1002-0152.2023.08.008

[☆] 国家自然科学基金(编号:82130036 81920108017);科技创新2030-脑科学与类脑研究重大项目(编号:2022ZD0211800);江苏省科技厅医学重点项目(编号:BE2020620);“十四五”江苏省医学重点学科(编号:ZDXKA202216)

^{*} 南京大学医学院附属鼓楼医院神经内科(南京 210008)

[◎] 通信作者(E-mail:xuyun20042001@aliyun.com)

1.1 发展历程 脑机接口发展经历经典脑机接口、脑机交互、脑机智能三阶段^[1]。经典脑机接口由信号采集、特征提取、模式分类解码和外部设备组成单向前馈开环通路,多用于辅助通信和运动^[2]。脑机交互(即双向脑机接口)增加电、磁、光刺激或神经反馈训练等环节形成闭环反馈,可促进神经康复改善^[4]。脑机智能则融合人类与机器智能,有望提高人类认知水平。

1.2 分类及构建 脑机接口按信号采集方式可分为侵入性和非侵入性。前者包括脑电图(electroencephalogram, EEG)、脑磁图(magnetoencephalogram, MEG)、功能近红外光谱(functional near-infrared spectrum, fNIRS)、功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)等^[5]。其中EEG应用最广泛,有运动想象(motor imagery, MI)、外部刺激[如事件相关电位P300、稳态视觉诱发电位(steady state visual evoked potential, SSVEP)]、振动触觉(vibrotactile, VT)等

范式^[6]。后者包括皮质脑电图(electrocorticogram, ECoG)、局部场电位、单神经元动作电位等,近年进展迅速,如马斯克及其Neuralink公司2019年推出兼具高通道技术与单尖峰分辨率的植入式脑机接口^[7],2020年又开展N1芯片植入计划,2023年其首个植入式脑机接口人体临床试验也获FDA批准。

脑机接口构建应至少包括信号采集设备、信息处理系统及输出设备。临床常见信号采集设备为非侵入性脑电帽和侵入性微针、芯片,更多设备仍处于研究阶段。清华团队研发的非侵入性入耳式脑机接口传感器可稳定记录脑电信号并减少外耳道损伤^[8],类似血管支架的Stentrode神经血管电极可通过微创手术从颈静脉植入大脑,Neuralink公司基于柔性聚酰亚胺材料发明的柔性电极也是脑机接口硬件领域的革命式技术创新。信号处理系统则包括预处理电路(滤波器、放大器、调零电路)、模数转换电路、处理器模块等,是脑机接口研究的重难点。目前推出的信号处理软件有独立可运行的BCI分析软件(如MetaBCI、Brainstorm)、Python工具箱(如Thunder、EEGrunT)、MATLAB工具箱(如FieldTrip、BCILab)等,大大简化了处理过程。最后,计算机拼写系统、轮椅、机械臂、虚拟现实系统等均可作为脑机接口输出设备,是临床应用的直观体现。

2 诊断辅助脑机接口

2.1 意识障碍分类 脑机接口可协助意识障碍(disorders of consciousness, DoC)状态分类[包括植物状态(vegetative state, VS)或无反应觉醒综合征(unresponsive wakefulness syndrome, UWS)、微意识状态(minimally conscious state, MCS)],促进精准治疗。GUI等^[9]构建的分层听觉语言序列范式EEG BCI可对健康对照、UWS和MCS进行分类,准确率达96%、65%和73%。探究自然语言包络(natural speech envelope, NSE)声压幅值与EEG幅值之间的交互相关函数,可发现脑损伤源性VS及MCS患者NSE响应的成分潜伏期1和成分潜伏期2显著延迟,或可作为DoC分类的客观指标^[10]。

2.2 癫痫预测定位 脑机接口可预测癫痫发作和定位癫痫病灶。基于反应性神经刺激系统(responsive neurostimulation system, RNS)的慢性EEG/ECoG BCI可分析癫痫脑电活动周期,进而预测数天内的局灶性发作和集群性发作^[11-12]。GUNNARSDOTTIR等^[13]构建的算法模型识别癫痫发作间期颅内EEG网络新型标记物——持续抑制一组相邻节点的节点(“源”)和本身被抑制的节点(“库”),以此定位致痫区,准

确率达79%,远优于人工判断(43%)。

2.3 认知障碍诊断 脑机接口可诊断不同源性认知障碍。YU等^[14]利用MR图像计算大脑区域体积介导的阿尔茨海默病(Alzheimer disease, AD)相似性萎缩指数与额颞叶痴呆(frontotemporal dementia, FTD)指数,前者可将健康人群与两种痴呆(AUC=0.88)区分,后者则鉴别AD与FTD(AUC=0.90)。此外,基于fMRI、弥散张量成像、结构MRI(structural magnetic resonance imaging, sMRI)可构建功能、解剖和形态网络多模态脑机接口,进一步结合多核学习支持向量机可识别AD临床前期主观认知下降(subjective cognitive decline, SCD),准确率达88.73%^[15]。

3 通信及运动控制脑机接口

3.1 通信脑机接口 通信脑机接口多应用于肌萎缩侧索硬化症(amyotrophic lateral sclerosis, ALS)、严重中枢神经系统损伤[如脑卒中、脊髓损伤(spinal cord injury, SCI)]及进展为闭锁综合征(locked-in syndrome, LIS)或完全闭锁综合征(completely locked-in state, CLIS)的语言障碍患者。

3.1.1 非侵入性通信脑机接口 EEG、fNIRS、fMRI等非侵入性脑机接口系统已被用于替代通信。EEG BCI研发较为成熟,相对便携低廉,晚期ALS患者也可在家庭环境中独立使用^[16]。其中视觉P300范式BCI拼写系统最常见,单词预测模式下ALS患者平均正确字符输入速度可达每分钟(5.04±1.66)个字符^[17]。EKANAYAKE团队^[18]则利用实时fMRI BCI成功解码注意力相关高阶认知区域信息,为非侵入性通信脑机接口提供了新思路。此外,fNIRS BCI空间分辨率高,对运动伪影不敏感,可用于探索想象语言时各脑区血流动力学变化,为近年研究热点。

3.1.2 侵入性通信脑机接口 ECoG和皮质内微电极阵列(microelectrode array, MEA)是常见的侵入性信号采集方式,获取信号更灵敏准确,具有巨大潜力。多个侵入性脑机接口拼写系统已在ALS患者中获得成功。基于听觉反馈训练调节神经放电频率的皮层内脑机接口(intracortical brain-computer interface, iBCI)也已探索用于CLIS患者,平均拼写速度达每分钟1.08个字符,可支持简单日常交流^[19]。2021年一项研究突破2D光标点击拼写形式,创造性使用循环神经网络解码尝试手写时中央前回的MEAs信号并实时翻译为文本,使手部瘫痪的SCI患者自由“打字”速度达到每分钟73.8个字符^[20],至2023年8月解码默读神经信号的文本翻译速度已突破至每分钟78.3个词^[21],几乎与同龄健康人相当。此外,侵入性脑机接口可通过立体定向脑电图植入深度电

极^[22]或利用介入手术植入血管内电极,受试者血管内 Stentrode BCI 设备控制准确率可达 93.9% ($SD=1.8\%$),且 12 个月随访中未发生设备严重不良事件^[23]。

3.1.3 实时通信脑机接口 实时通信脑机接口可实时解码(显性或想象)语言产生时的语义、听觉、发音等神经活动转化为音素、单词和句子,并解码音高、韵律等副语言特征,实时合成语音,较拼写形式更加高效自然。

此类脑机接口多采用侵入性信号采集方式。一项 ECoG BCI 研究使用两级解码器处理癫痫患者腹侧感觉运动皮层、颞上回和额下回的神经活动,2 次测试中成功转录合成了 43% 和 21% 的语音^[24]。MOSES 等^[25]则结合深度学习算法及自然语言模型,以每分钟 15.2 个词速度实时解码了卒中患者多个语音区域信号。此后该团队还通过额外解码构音障碍患者低频和高频脑活动,实现每分钟 29.41 个字符的实时语音解码速度,中位字符错误率仅 6.13%^[26],使 CLIS 患者“发声”成为可能。2023 年 WILLETT 等^[27]成功构建神经网络脑机接口系统,辅助 ALS 患者以每分钟 62 个词速度进行交流,约为既往设备速度的 3.4 倍。

值得关注的是,近期 TANG 等^[28]提出的新型解码器利用 fMRI 记录健康受试者的皮质语义表征,也实现了想象言语的连续语言重建,是非侵入性实时通信脑机接口的重要里程碑。

3.2 运动控制脑机接口 运动控制脑机接口通过大脑直接控制轮椅、机械臂等设备辅助瘫痪人群移动或动作。

脑机接口轮椅又称脑控轮椅 (brain computer wheelchair, BCW), P300、MI、稳态体感诱发电位等范式均已用于 BCW。严重 SCI 患者可驱动 P300 BCW 完成 30 项预定任务(平均正确率 94.8%)^[29]。SSVEP-MI、P300-MI 等混合模式 BCW 也已在健康人群中取得成果。

机械臂脑机接口研究多集中于上肢粗大动作和手指精细动作,下肢运动研究较少。机械手套可解码伸手、抓取运动的相关皮层电位,辅助握力减弱的早期 ALS 患者进行握抓动作,控制真阳率达 95%^[30]。SSVEP EEG BCI 系统则可与增强现实、计算机视觉等技术结合,提升使用体验。除非侵入性脑机接口,侵入性多通道 ECoG BCI 也可使 SCI 患者控制悬浮外骨骼^[31]。视觉反馈基础上补充皮质内微刺激触觉反馈则可提升机械臂速度及精确性,减少 51.2% 的任务完成时间 ($P<0.0001$)^[32]。此外,重新校准反馈意图训练 (recalibrated feedback intention-trained, ReFIT) 卡尔曼滤波器及浅层前馈 ReFIT 神经网络解码器已成功解码实验猴个性化手指运动时的皮质内 MEAs 信号^[33-34],为开发更自然精准

运动控制脑机接口提供了有力基础。

4 功能康复改善脑机接口

4.1 运动康复 运动康复脑机接口多基于 MI 范式,并通过功能性电刺激术 (functional electrical stimulation, FES)、运动辅助机器人和虚拟现实 (virtual reality, VR) 等途径反馈。如近期瑞士团队设计的脑-脊髓接口系统实现了四肢瘫痪患者的自主站立和行走,并促使其部分运动功能恢复——即使系统关闭,该患者仍可拄拐杖行走^[35]。另一项随机对照研究也显示 FES-BCI 治疗组上肢手功能较 FES 组显著改善 ($P=0.005$),且疗效持续至治疗结束后 6~12 个月^[36]。

4.2 认知改善 目前临床广为应用的认知改善脑机接口包括无创电刺激(如经颅磁刺激、低强度经颅电刺激)、有创电刺激(如深部脑刺激)等,但均缺乏有力的循证依据及大型随机对照研究验证。此外,光声刺激作为认知改善脑机接口反馈新途径备受关注,既往研究证明其或可促进神经元和神经胶质反应以改善阿尔茨海默病病理表现,但近期 SOULA 等^[37]发现视觉闪烁刺激可能不是调节深层结构活动的可行机制,该领域仍需不断探索。

4.3 帕金森病治疗 深部脑刺激 (deep brain stimulation, DBS) 是成熟的神经调控技术,与脑机接口结合可提升帕金森病治疗效果。如靶向丘脑底核或苍白球内核的侵入性自适应 DBS BCI 可缓解强直、震颤、动作迟缓等运动症状。随机对照研究表明基于 β 振荡的自适应 DBS (aDBS) 对运动迟缓型帕金森病有效 ($P=0.002$),且刺激造成的言语副作用更小——常规 DBS (cDBS) 组治疗后语音可懂度测试提示恶化 ($P=0.009$), aDBS 组则不显著 ($P=0.407$)^[38]。Meta 分析也提示 aDBS 整体运动症状改善(除震颤)可能优于 cDBS ($P=0.002$)^[39]。

5 预后评估脑机接口

5.1 预测慢性意识障碍预后 认知运动分离 (cognitive motor dissociation, CMD) 指 DoC 患者保持认知能力但运动能力极低的状态,提示可能的较好预后。

任务态 fMRI BCI 和 EEG BCI 可检测 CMD 状态并判断 DoC 预后。研究表明,运动执行范式 EEG BCI 分类为 CMD 的 DoC 患者 12 个月后有 44% 预后较好,非 CMD 患者仅 14% 预后较好^[40]。但此脑机接口可能错误识别仅有隐匿意识的患者,为解决该问题, WU 等^[41]利用静息态功能磁共振成像 (resting-state functional magnetic resonance imaging, rs-fMRI) 测量大脑功能结构的时间稳定性并建立支持向量机模型,

CMD评估准确率高达91%。

5.2 判断阿尔茨海默病病程 脑机接口可判断阿尔茨海默病病程。轻度认知功能障碍(mild cognitive impairment, MCI)是阿尔茨海默病的前驱阶段,遗忘型MCI(aMCI)可在一段时间内保持稳定(S-MCI)或进展为AD(C-MCI)。利用EEG BCI对C-MCI和S-MCI亚组脑网络小世界(small world, SW)属性进行分析,可发现两组SW在 δ 、 $\alpha 1$ 、 $\alpha 2$ 、 $\beta 2$ 、 γ 波段存在显著差异,且联合ApoE基因分型构建预测模型时准确率显著提高(AUC:0.64 vs. 0.97)^[42]。此外,联合rs-fMRI和sMRI的机器学习脑机接口也可对S-MCI和C-MCI进行分类,准确率达97%,较rs-fMRI单独分类准确率(93%)更高^[43]。

5.3 评估癫痫手术疗效 基于癫痫脑网络研究的脑机接口可评估术后疗效。研究表明经胼胝体手术治疗预后良好的Lennox-Gastaut综合征患者大脑网络重要枢纽从旁中央区移至大脑两侧,脑网络更趋于均匀状态^[44]。SONODA等^[45]根据听觉和图片命名相关高 γ 增强(70~110 Hz)建立的EEG BCI则可预测局灶性癫痫患者术后核心语言评分和表达语言指数变化——较高的高 γ 增强与术后核心语言、表达语言以及接受语言指数的降低独立相关,提示光谱反应可用于预测癫痫患者术后语言功能。

6 脑机接口局限性

脑机接口自身技术存在不足。一方面,非侵入性方式所采集的脑信号纯度及信噪比较差,传统侵入性刚性电极信号则不稳定且创伤性大,尚缺乏安全高效的信号采集设备。另一方面,目前Neuralink公司电极通道数量最高为1024,即使脑机接口摩尔定律指出微电极阵列同时记录的神经元数量平均7.4年可实现翻倍,电极通道数量和容量仍远低于人脑信号采集需求,信息传输速率低下,距记录人脑所有神经元(约1000亿个)信号有遥远距离^[46]。此外,快速分析如此巨量的神经信号也是一大挑战。

脑机接口临床转化存在困境。人类对大脑机理及疾病机制认知尚不完全,使得脑机接口缺乏精准、个体化的神经网络作用靶点,诊疗潜力未得到完全开发。脑机接口普及后的隐私维护、安全保障、市场管理、人体试验风险、社会公正失衡、知情权益受侵等问题也需解决。

7 总结与展望

综上所述,21世纪脑机接口发展迅速,在神经科学领域取得重大突破,其中不乏我国学者贡献。但作为临床试验

阶段的新兴产业,脑机接口仍存在许多技术和伦理问题,需要“政、产、学、研、医”通力合作,促进临床转化,推动高性能脑机接口及双向脑机接口开发,为广大神经疾病患者乃至全人类带来更多福音。

参 考 文 献

- [1] GAO X, WANG Y, CHEN X, et al. Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces[J]. Trends Cogn Sci, 2021, 25(8): 671-684.
- [2] SLUTZKY M W. Brain-machine interfaces: powerful tools for clinical treatment and neuroscientific investigations[J]. Neuroscientist, 2019, 25(2): 139-154.
- [3] 曹鹏,蒋鸿杰,朱君明,等. 提高对脑机接口的认识,推进临床转化研究及应用[J]. 中国神经精神疾病杂志, 2023, 49(6): 321-323.
- [4] MRACHACZ-KERSTING N, IBÁÑEZ J, FARINA D. Towards a mechanistic approach for the development of non-invasive brain-computer interfaces for motor rehabilitation[J]. J Physiol, 2021, 599(9): 2361-2374.
- [5] ZHANG X, YAO L, WANG X, et al. A survey on deep learning-based non-invasive brain signals: recent advances and new frontiers[J]. J Neural Eng, 2021, 18(3): 031002.
- [6] ABIRI R, BORHANI S, SELLERS E W, et al. A comprehensive review of eeg-based brain-computer interface paradigms[J]. J Neural Eng, 2019, 16(1): 011001.
- [7] MUSK E. NEURALINK. An integrated brain-machine interface platform with thousands of channels[J]. J Med Internet Res, 2019, 21(10): e16194.
- [8] WANG Z, SHI N, ZHANG Y, et al. Conformal in-ear bioelectronics for visual and auditory brain-computer interfaces[J]. Nat Commun, 2023, 14(1): 4213.
- [9] GUI P, JIANG Y, ZANG D, et al. Assessing the depth of language processing in patients with disorders of consciousness[J]. Nat Neurosci, 2020, 23(6): 761-770.
- [10] BRAIMAN C, FRIDMAN E A, CONTE M M, et al. Cortical response to the natural speech envelope correlates with neuroimaging evidence of cognition in severe brain injury[J]. Curr Biol, 2018, 28(23): 3833-3839.e3.
- [11] ILYAS A, HOFFMAN C, VAKILNA Y, et al. Forecasting seizure clusters from chronic ambulatory electrocorticography[J]. Epilepsia, 2022, 63(9): e106-e111.
- [12] PROIX T, TRUCCOLO W, LEGUIA M G, et al. Forecasting seizure risk in adults with focal epilepsy: a development and valida-

- tion study[J]. *Lancet Neurol*, 2021, 20(2): 127–135.
- [13] GUNNARSDOTTIR K M, LI A, SMITH R J, et al. Source-sink connectivity: a novel interictal EEG marker for seizure localization[J]. *Brain*, 2022, 145(11): 3901–3915.
- [14] The National Alzheimer's Coordinating Center, the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative, the Frontotemporal Lobar Degeneration Neuroimaging Initiative, YU Q, et al. An MRI-based strategy for differentiation of frontotemporal dementia and Alzheimer's disease[J]. *Alzheimers Res Ther*, 2021, 13(1): 23.
- [15] CHEN H, LI W, SHENG X, et al. Machine learning based on the multimodal connectome can predict the preclinical stage of Alzheimer's disease: a preliminary study[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(1): 448–459.
- [16] WOLPAW J R, BEDLACK R S, REDA D J, et al. Independent home use of a brain-computer interface by people with amyotrophic lateral sclerosis[J]. *Neurology*, 2018, 91(3): e258–e267.
- [17] GUY V, SORIANI M H, BRUNO M, et al. Brain computer interface with the p300 speller: Usability for disabled people with amyotrophic lateral sclerosis[J]. *Ann Phys Rehabil Med*, 2018, 61(1): 5–11.
- [18] EKANAYAKE J, HUTTON C, RIDGWAY G, et al. Real-time decoding of covert attention in higher-order visual areas[J]. *NeuroImage*, 2018, 169: 462–472.
- [19] CHAUDHARY U, VLACHOS I, ZIMMERMANN J B, et al. Spelling interface using intracortical signals in a completely locked-in patient enabled via auditory neurofeedback training [J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 1236.
- [20] WILLETT F R, AVANSINO D T, HOCHBERG L R, et al. High-performance brain-to-text communication via handwriting[J]. *Nature*, 2021, 593(7858): 249–254.
- [21] METZGER S L, LITTLEJOHN K T, SILVA A B, et al. A high-performance neuroprosthesis for speech decoding and avatar control[J]. *Nature*, 2023, 620(7976): 1037–1046.
- [22] LIU D, XU X, LI D, et al. Intracranial brain-computer interface spelling using localized visual motion response[J]. *NeuroImage*, 2022, 258: 119363.
- [23] MITCHELL P, LEE S C M, YOO P E, et al. Assessment of safety of a fully implanted endovascular brain-computer interface for severe paralysis in 4 patients: the stentrode with thought-controlled digital switch (switch) study[J]. *JAMA Neurol*, 2023, 80(3): 270–278.
- [24] ANUMANCHIPALLI G K, CHARTIER J, CHANG E F. Speech synthesis from neural decoding of spoken sentences[J]. *Nature*, 2019, 568(7753): 493–498.
- [25] MOSES D A, METZGER S L, LIU J R, et al. Neuroprosthesis for decoding speech in a paralyzed person with anarthria[J]. *N Engl J Med*, 2021, 385(3): 217–227.
- [26] METZGER S L, LIU J R, MOSES D A, et al. Generalizable spelling using a speech neuroprosthesis in an individual with severe limb and vocal paralysis[J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 6510.
- [27] WILLETT F R, KUNZ E M, FAN C, et al. A high-performance speech neuroprosthesis[J]. *Nature*, 2023, 620(7976): 1031–1036.
- [28] TANG J, LEBEL A, JAIN S, et al. Semantic reconstruction of continuous language from non-invasive brain recordings[J]. *Nat Neurosci*, 2023, 26(5): 858–866.
- [29] CHEN X, YU Y, TANG J, et al. Clinical validation of BCI-controlled wheelchairs in subjects with severe spinal cord injury [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2022, 30: 579–589.
- [30] Savić A M, Aliakbarhosseinabadi S, Blicher J U, et al. Online control of an assistive active glove by slow cortical signals in patients with amyotrophic lateral sclerosis[J]. *J Neural Eng*, 2021, 18(4): 046085.
- [31] BENABID A L, COSTECALDE T, ELISEYEV A, et al. An exoskeleton controlled by an epidural wireless brain-machine interface in a tetraplegic patient: a proof-of-concept demonstration [J]. *Lancet Neurol*, 2019, 18(12): 1112–1122.
- [32] FLESHER S N, DOWNEY J E, WEISS J M, et al. A brain-computer interface that evokes tactile sensations improves robotic arm control[J]. *Science*, 2021, 372(6544): 831–836.
- [33] NASON S R, MENDER M J, VASKOV A K, et al. Real-time linear prediction of simultaneous and independent movements of two finger groups using an intracortical brain-machine interface [J]. *Neuron*, 2021, 109(19): 3164–3177.e8.
- [34] WILLSEY M S, NASON-TOMASZEWSKI S R, ENSEL S R, et al. Real-time brain-machine interface in non-human primates achieves high-velocity prosthetic finger movements using a shallow feedforward neural network decoder[J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 6899.
- [35] LORACH H, GALVEZ A, SPAGNOLO V, et al. Walking naturally after spinal cord injury using a brain-spine interface[J]. *Nature*, 2023, 618(7963): 126–133.
- [36] BIASIUCCI A, LEEB R, ITURRATE I, et al. Brain-actuated functional electrical stimulation elicits lasting arm motor recovery after stroke[J]. *Nat Commun*, 2018, 9(1): 2421.
- [37] SOULA M, MARTÍN-ÁVILA A, ZHANG Y, et al. Forty-hertz light stimulation does not entrain native gamma oscillations in Alzheimer's disease model mice[J]. *Nat Neurosci*, 2023, 26(4): 570–578.

- [38] PIÑA-FUENTES D, VAN DIJK J M C, VAN ZIJL J C, et al. Acute effects of adaptive Deep Brain Stimulation in Parkinson's disease[J]. Brain Stimul, 2020, 13(6): 1507–1516.
- [39] AN Q, YIN Z, MA R, et al. Adaptive deep brain stimulation for Parkinson's disease: looking back at the past decade on motor outcomes[J]. J Neurol, 2023, 270(3): 1371–1387.
- [40] CLAASSEN J, DOYLE K, MATORY A, et al. Detection of Brain Activation In Unresponsive Patients with Acute Brain Injury[J]. N Engl J Med, 2019, 380(26): 2497–2505.
- [41] WU H, XIE Q, PAN J, et al. Identifying patients with cognitive motor dissociation using resting-state temporal stability[J]. NeuroImage, 2023, 272: 120050.
- [42] VECCHIO F, MIRAGLIA F, IBERITE F, et al. Sustainable method for Alzheimer dementia prediction in mild cognitive impairment: Electroencephalographic connectivity and graph theory combined with apolipoprotein E[J]. Ann Neurol, 2018, 84(2): 302–314.
- [43] HOJJATI S H, EBRAHIMZADEH A, KHAZAEI A, et al. Predicting conversion from MCI to AD by integrating rs-fMRI and structural mri[J]. Comput Biol Med, 2018, 102: 30–39.
- [44] LIANG J G, KIM N Y, KO A, et al. Changes in functional brain network topology after successful and unsuccessful corpus callosotomy for Lennox–Gastaut Syndrome[J]. Sci Rep, 2018, 8(1): 3414.
- [45] SONODA M, ROTHERMEL R, CARLSON A, et al. Naming-related spectral responses predict neuropsychological outcome after epilepsy surgery[J]. Brain, 2022, 145(2): 517–530.
- [46] BULHÕES DA SILVA COSTA T, FERNANDA SUAREZ URIBE L, NEGREIROS DE CARVALHO S, et al. Channel capacity in brain-computer interfaces[J]. J Neural Eng, 2020, 17(1): 016060.

(收稿日期:2023-07-11)

(责任编辑:甘章平)

《中国神经精神疾病杂志》稿件系统的手机 APP 与小程序正式上线啦! 在手机上即可实现查稿、浏览过刊等功能,APP、小程序与网站(www.zgsjjs.com 或 www.zgsjjs.cn)稿件系统同步。打开微信扫描以下二维码即刻体验!



APP(iOS 系统不适用)



微信小程序