



上海医学
Shanghai Medical Journal
ISSN 0253-9934, CN 31-1366/R

《上海医学》网络首发论文

题目： 基于头皮脑电信号的无创脑机接口在神经系统疾病中的临床应用上海专家共识
作者： 丁晶，余情，唐莺莹，王继军，金晶，杨帮华
收稿日期： 2024-03-14
网络首发日期： 2024-04-26
引用格式： 丁晶，余情，唐莺莹，王继军，金晶，杨帮华. 基于头皮脑电信号的无创脑机接口在神经系统疾病中的临床应用上海专家共识[J/OL]. 上海医学.
<https://link.cnki.net/urlid/31.1366.R.20240426.1137.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

• 共识与指南 •

基于头皮脑电信号的无创脑机接口在神经系统疾病中的 临床应用上海专家共识

上海市医学会脑电图与临床神经生理专科分会

通信作者：丁晶，电子邮箱为 ding.jing@zs-hospital.sh.cn

【摘要】 脑机接口是一种建立在大脑与外部环境之间的特殊通讯系统，该系统通过检测中枢神经系统活动并将其转化为人工输出，以替代、修复、增强、补充或改善人体大脑中枢神经的正常输出，从而实现中枢神经与外界的交互作用。脑机接口系统按照采集方式不同主要分为侵入式、半侵入式和非侵入式3类。非侵入式的脑机接口技术在临床探索与应用研究中开展广泛。基于头皮脑电信号采集是最常见的非侵入式大脑信号采集方法。目前，多项研究通过实施基于头皮脑电信号的无创脑机接口技术成功实现了人机融合，即通过外部设备将中枢神经的某些脑电活动转化为操作指令，从而改变神经系统与内、外环境之间的交互逻辑。因基于头皮脑电信号的无创脑机接口技术存在实验范式、电极位置、信号成分、解码算法和驱动外设等多种因素，须梳理现有研究结果，建立临床应用。上海市医学会脑电图与临床神经生理专科分会组织临床、工科及理科相关专家就基于头皮脑电信号无创脑机接口在神经系统疾病中的临床应用价值提出共识，以促进相关技术的临床应用。

【关键词】 脑机接口，脑电信号，运动想象，事件相关电位

中图分类号：R741；R318；TN911.7

脑机接口的概念最早萌芽于 20 世纪 60 年代，Vidal 在 1973 年即提出了“脑机接口 (brain computer interface, BCI)”一词^[1]。1999 年，在第一次 BCI 国际会议中，BCI 被定义为一种建立于大脑与外部环境之间的特殊通讯系统，其不依赖于外周神经和肌肉组织^[2]。BCI 通过研究结合电、磁、超声、光学和其他物理技术，在不同层次上与大脑进行交互，促进脑卒中、肌萎缩侧索硬化 (amyotrophic lateral sclerosis, ALS)、脊髓损伤 (spinal cord injury, SCI) 等神经损伤患者的运动、言语或认知等神经功能的恢复，或通过人机融合获得机器辅助的运动与通讯交流功能^[3-5]。

目前，BCI 领域的研究成果不断丰富，但就临床医学而言，对其认识不足，尚缺乏适宜的应用建议。为促进 BCI 技术的临床应用，上海市医学会脑电图与临床神经生理专科分会组织专家针对基于头皮脑电信号的无创 BCI 技术进行介绍，并对临床中应用的技术参数和临床应用提出适用性建议。

本共识邀请神经科、精神科、神经康复、生物医学工程、工程学、人工智能科学领域专家共同参与，针对基于头皮脑电信号的无创脑机接口在神经系统疾病中的学术论文、行业报告及相关政策文件成立共识编写小组。基于临床实际情况与专家经验，明确须纳入共识的相关问题，在国内、外医学数据库（中国临床试验注册中心、中国生物医学文献数据库、万方医学网、中国知网、Pubmed、Embase、Web of Science、PsychoInfo、Cochrane library、OVID 和 ClinicalTrials.gov）中检索以下关键词：“brain-computer interface、brain computer interface、brain-machine interface、brain machine interface、noninvasive、non-invasive、non-intrusive、electroencephalogram、motor imagery、P300、steady-state visual evoked potential、multimodal、event-related potentials、stroke、amyotrophic lateral sclerosis、spinal cord

injury、locked-in syndrome、disorders of consciousness、脑机接口、无创、非侵入式、运动想象、P300、稳态视觉诱发电位、多模态、事件相关电位、脑卒中、肌萎缩侧索硬化、脊髓损伤、闭锁综合症、意识障碍”。检索时间为从建库至 2024 年 1 月，纳入的文献类型包括临床实践指南、专家共识、综述、荟萃分析和原始临床研究，对于纳入的文献，进一步追溯其参考文献。编写小组完成相关文献的查阅，通过线上和线下多轮会议讨论，确定了共识的总体框架和内容，组织专家成员讨论、拟订共识条目初稿。经过 3 次会议讨论后，对存在争议的共识条目进行完善，最终形成 7 项共识推荐意见。由于 BCI 技术在临床应用尚处于起步阶段，故对相关推荐意见暂不作证据质量分级，期待后续 BCI 技术在临床的深入应用带来相关共识证据质量迭代、升级。

1 BCI 发展历程、系统组成与分类

从 20 世纪初期至现在，BCI 发展主要经历 3 个阶段。20 世纪初期至 70 年代是 BCI 科学幻想阶段。1924 年，Berger 测量并证实一种反映大脑活动的电流，即脑电信号（electroencephalography, EEG），这被广泛认为是 BCI 的神经生理学发端；1970 年，美国国防部高级研究计划局（Defense Advanced Research Projects Agency, DRAPA）开始资助 BCI 项目，并创立相关研究团队；1973 年，“BCI”这一概念被提出。20 世纪 80 年代至 90 年代是 BCI 的科学论证阶段。在 1988 年，Farwell 和 Donchin 首次报道了现今最通用的三大基于 EEG 的 BCI 范式之一，即基于 P300 的 BCI 范式^[6]；1992 年，Pfurtscheller 研发出了基于运动想象（motor imagery, MI）的 BCI 系统^[7]；2000 年，Middendorf 等提出了基于稳态视觉诱发电位（steady-state visual evoked potential, SSVEP）的 BCI 系统^[8]。21 世纪以后，BCI 进入技术爆发阶段。随着新型 BCI 实验范式的相继涌现，以及算法性能的显著提

升，以运动康复和通讯交流为目的的康复型和辅助性 BCI 已被广泛应用于实验研究与临床试验；2014 年，在巴西举办的国际足联世界杯（FIFA World Cup）的开幕式上，肢瘫痪患者在 BCI 技术的帮助下为该赛事开出第一球，使得 BCI 技术首次出现在公众的视野中。

一个完整的 BCI 主要由 3 部分装置组成：信号采集、信号处理与设备控制装置。其中，信号采集是 BCI 系统的最基本装置。目前，BCI 按信号采集方式可分为侵入式、半侵入式和非侵入式。侵入式 BCI 将采集电极、芯片或探针植入大脑颅腔的灰质中，其信号采集包括立体定向脑电图、微电极记录和深部脑刺激。半侵入式 BCI 将探测传感器电极植入至硬膜的上方或者下方，或植入到大脑皮层表面但不侵入到神经元中，其信号采集主要是基于皮质脑电图。非侵入式 BCI 不需要通过手术进行植入，其根据收集信号设备的不同，可分为基于脑电图、脑磁图、功能性近红外光谱成像技术、功能 MRI，以及结合眼、耳等其他部位的多模态信号等^[9]。在非侵入式 BCI 的 EEG 中，根据电位类型的不同，可将 EEG 信号分为事件相关电位（event related potential, ERP）、MI 和慢皮层电位（slow cortical potential, SCP），其中 ERP 中以视觉为主的刺激信号又分为视觉 P300 电位和 SSVEP。侵入式 BCI 虽然损伤大、具有一系列感染等风险，但其获得的高精度信号可实现更多复杂的功能。非侵入式损伤介于侵入式与非侵入式之间，可通过获取精度较高的信号实现精确的功能应用。非侵入式 BCI 具有损伤小、简便快捷等优势，但获得的信噪比较低，可能无法实现精确的功能应用。

信号处理是 BCI 的核心部分，其通过对脑电图采集到的信号进行编码、预处理、特征提取、分类等算法的组合处理，将信号变为数字命令。目前，常用的特征提取算法主要包括共空间模式、卡尔曼滤波和小波变换；常用的分类算法主要

包括线性判别分析、支持向量机^[10]。现代信号处理方法与深度学习相结合更有利于识别复杂的高维数据结构，主要包括：生成对抗网络、卷积神经网络和循环神经网络^[11]。目前推出的信号处理软件有 Python 工具箱（如 Thunder、EEGrunt）、MATLAB 工具箱（如 FieldTrip、BCILab）及独立可运行的 BCI 分析软件（如 MetaBCI、Brainstorm、BCI2000）等，大大简化了处理过程。设备控制主要依据使用者不同的需求而进行分类，如计算机拼写系统、轮椅、机械臂、机械手、气动手、上下肢外骨骼、电刺激、虚拟现实（virtual reality, VR）系统等均可作为 BCI 输出设备，是临床应用的直观体现，现主要应用于检查诊断、辅助性功能替代和神经重塑性治疗。检查诊断主要针对重症患者的意识状态检测；辅助性功能替代主要针对各种运动障碍患者，包括虚拟环境中的光标移动、网页浏览、运动辅助设备和现实环境中的文字拼写、外骨骼、轮椅控制设备等；神经重塑性治疗则是利用神经反馈机制对运动障碍、认知障碍的患者进行功能康复^[12-14]。

2 基于头皮 EEG 的无创 BCI 主要范式

根据产生源，基于头皮 EEG 的无创 BCI 的 EEG 可分为内源性产生的心理活动和外部刺激两种来源的信号，前者主要包括 MI、运动执行(motor execution, ME)，以及视觉想象、言语想象等其他心理任务；后者主要包括 ERP（基于视觉、听觉、触觉、嗅觉等的 P300、SCP、反射性语义调节等）和 SSVEP 范式等。此外，越来越多的研究使用两种或多种生理测量的多模态范式进行研究，如 P300+SSVEP、MI+SSVEP。本共识对目前临床研究与应用中常涉及的 MI、ERP、SSVEP 和多模态 BCI 范式分别进行介绍。

2.1 MI 范式

MI 是在没有肢体实际运动的情况下想象模拟肢体运动的心理过程，是对实际运动的想象排练。在想象运动时可以激活与执行实际运动时相同的

大脑区域（初级感觉运动皮层），因此在康复期间难以进行身体运动的患者可以进行 MI 来激活部分受损的运动网络以实现运动恢复。有研究利用 EEG 在初级感觉运动皮层记录脑电图信号、振幅的变化，主要为 μ (8-13 Hz) 或 β (14-30 Hz)，其幅度的减小或增加可以被观察到，称为事件相关去同步（event-related desynchronization, ERD)和事件相关同步（event-related synchronization, ERS）。因此,通过分类解码 MI-BCI 信号可高效准确识别受试者动作意图,并基于此 BCI-MI 系统实现 MI 向语言输出、动作执行等的转化,对于神经系统疾病患者动作意图的传达, 以及通过 BCI 实现与外界交互、改善功能有重要作用。

2.2 ERP 范式 ERP 是外加一种特定的刺激,作用于感觉系统或脑的某一部位,在给予刺激、撤销刺激或当某种心理因素出现时,脑区所产生的电位变化。ERP 通过叠加平均方法被从头皮脑电图中提取,反映与刺激锁时、锁相的脑电活动信号;其成分与大脑对刺激的信息处理过程有关,包括失匹配负波（mismatch negativity, MMN）、P300、关联性负变（contingent negative variation, CNV）和 N400 成分。其中, P300 在 BCI 中应用较为广泛。P300 成分是事件相关刺激后 300~400 ms 出现的正电位,可检测人的总体认知功能,包括视觉、听觉、触觉等感觉,甚至语言、情绪等。基于 P300 信号的 BCI 系统的优点在于,其信号稳定、便携、易用,有着很大的应用潜力。目前,基于 P300 信号的 BCI 系统已经成为 BCI 领域的主流范式之一。

2.3 基于 SSVEP 范式 基于 SSVEP 为视觉皮层以特定频率重复视网膜输入后产生的持续反应,是一种可以从受试者所注视的视觉刺激目标中提取的视觉诱发电位（visual evoked potential, VEP）类型,其专注于重复的视觉刺激。固定频率（通常在 6~40 Hz 范围内）的周期性对比度或亮度调制会引发 SSVEP,信号处理和

模式识别等其他技术可以确定 SSVEP 的频率和谐波。由于 SSVEP 具有卓越的信噪比和抗伪影能力，且易于使用、培训要求低，因此被广泛应用于 BCI 系统。

2.4 多模态 BCI 范式 多模态 BCI 范式是指两种或多种生理测量的组合，其中至少一种是基于头皮 EEG，与任何其他 BCI 技术一样，多模态 BCI 技术必须满足以下 4 个标准：①设备必须依赖直接从大脑记录的信号；②必须有至少一种可记录的大脑信号，用户可以有意调节该信号，以实现目标导向的行为；③实时处理；④用户必须获得反馈。多模态 BCI 可以利用不同模态的优点，较传统系统能更好地实现特定目标。多模态 BCI 可以使用两种不同的大脑信号（如电信号和血流动力学信号），或者一种与两种心理策略（MI 和空间视觉注意力）相关的大脑信号（如 EEG），或者不同类型大脑信号输入。这种附加输入可以是心电图等生理信号，也可以是来自外部设备（如眼睛注视控制系统）的信号。

综上，MI、P300、SSVEP 是目前基于头皮 EEG 的无创 BCI 系统的主要范式类型，现有研究证明，MI-BCI、P300-BCI、SSVEP-BCI 系统在脑卒中、ALS、SCI 等疾病的临床应用中具有积极作用。基于头皮 EEG 的无创 BCI 范式、电极位置、获取信号、解码算法、驱动外设的总结详见附表 1。

推荐意见 1：基于头皮 EEG 的 MI-BCI、P300-BCI、SSVEP-BCI 和混合模态 BCI 均被证明在临床中具有一定作用，但各 BCI 系统存在利弊，须根据临床需求进行使用、选择；

推荐意见 2：多模态 BCI 在不同任务中体现效应，可根据个体化需求进行选择，其具有综合利用不同电位类型和采集方式的优点，可使用多模态 BCI 范式方法更好地实现特定目标；

推荐意见 3：通常在特定的脑成像技术下探索 BCI 范式，建议拟定的 BCI 范

式与脑成像技术密切关联。

3 基于头皮 EEG 的无创 BCI 在常见神经系统疾病中的临床应用

3.1 脑卒中后运动功能障碍 基于头皮 EEG 的无创 BCI 应用于脑卒中后运动功能的康复主要集中在上肢功能的恢复。目前,绝大多数 RCT 采用 MI、SSVEP 的无创 BCI 系统对亚急性或慢性脑卒中患者进行上肢功能的康复干预,其中部分研究通过联合 BCI 与功能性电刺激 (functional electrical stimulation, FES)、外骨骼机器人、视觉反馈训练和多模态反馈训练,促进脑卒中患者的上肢功能康复。例如,在 Li 等^[15]采用 SMR-BCI 联合常规康复治疗的研究中,被随机分配在 SMR-BCI 组的 12 例伴有严重上肢运动障碍的脑卒中患者在通过应用视觉、听觉和外骨骼机器人进行共同反馈训练 4 周后,上肢 Fugl-Meyer 运动功能分级表和 Wolf 运动功能评价量表(Wolf motor function test, WMFT)的评分较对照组得到显著改善。Liu 等^[16]将 30 例上肢功能障碍的脑卒中患者随机分配至 MI-BCI 组,与常规康复组相比,经过常规康复与 MI-BCI 训练后 MI-BCI 组的 Fugl-Meyer 上肢运动功能评定量表评分 (Fugl-Meyer assessment upper extremity scale, FMA-UE 评分) 显著增加,提示 MI-BCI 联合常规康复训练能更好地改善脑卒中患者上肢运动功能和注意力。Guo 等^[17]将 30 例脑卒中后手功能障碍患者随机分配至常规康复治疗组、机器人组和 BCI-机器人组,在基于 SSVEP-BCI 控制的柔性机器人手套训练后,BCI-机器人组的 FMA-UE 总分、FMA 肩/肘、FMA 腕/手、WMFT 评分较其他两组均得到显著改善,并且 FMA 的改善与 BCI 准确度显著相关,验证了 SSVEP-BCI 控制柔性机器人手套在脑卒中后手功能康复中的可行性。Ang 等^[18]将 EEG-BCI 系统控制的 MIT-Manus 肩关节机器人应用于 11 例脑卒中后上肢偏瘫患者中,结果表明,与单纯进行肩关节 Manus 机器人治疗的 15 例患者相比,BCI 触发

Manus 机器人反馈减少了手臂运动的重复次数（136 次/试次），其运动增益与强化机器人治疗（1040 次/试次）所获得的效果相当。目前，少数研究者针对脑卒中后下肢功能障碍患者进行了 BCI 辅助康复的探索。研究^[19-20]结果显示，BCI 联合外周电刺激、外骨骼机器人、VR 设备等同样在脑卒中后下肢功能恢复及步态改善方面取得了良好的临床效果。

基于头皮 EEG 的无创 BCI 在脑卒中后运动功能障碍患者中的临床应用存在多项 RCT 研究，本共识将相关 RCT 研究汇总于附表 2。

推荐意见 4: 在亚急性期和慢性期脑卒中患者中，MI-BCI 系统可用于脑卒中后上肢运动功能障碍的患者；

推荐意见 5: MI-BCI 联合 FES 或康复机器人，可充分发挥 MI-BCI 与 FES 康复机器人两者结合的优势，推荐应用于亚急性期和慢性期脑卒中后上肢运动功能障碍的患者。

3.2 言语与认知功能障碍 研究者通过神经反馈训练来增加患者大脑枕部的 α 波相对能量，患者可以在命名、图像和颜色识别、句子完成和语言流利方面略有改善，提示大脑高频振荡的上调可能会导致语言表现的改善^[21]。Vilou 等^[22]报道了神经反馈训练后患者表达性言语的改善，包括音位错语的减少、语言流畅性的提高、更快更准确的词语检索，以及对句法复杂话语的理解能力的提高。此外，大多数神经反馈研究均报道了多项特定亚领域认知功能而非单一认知功能的改善。这些研究多针对来自额顶叶区或运动和感觉运动区的脑电图信号的功率谱密度调制。例如，研究^[23]发现，在神经反馈训练后，患者注意力、视觉感知、情感调节和语言能力都有所提高。此外据报道， α 带上调神经反馈后包括陈述性记忆、长期和短期记忆，以及工作记忆在内的记忆功能有所改善^[21]。在上述研究中，包

括低 α 波和高 α 波、低 β 波和高 β 波在内的高频振荡的上调，以及 δ 波和 θ 波的下调一直是研究的热点。Kober 等^[24]观察到基于 SMR 的神经反馈与视觉空间短期记忆表现的改善有关，而 α 波上调与工作记忆表现的改善有关。

目前，BCI 在老年性认知减退、阿尔茨海默病等退行性疾病中的应用主要集中于早期干预，通过对记忆力、注意力和言语功能的训练延缓病情进展^[25-26]，或改善晚期患者与外界的交流^[27]。而严重认知障碍患者由于无法正确配合或注意力不集中，使得 BCI 现有技术在这类人群中的应用亟待突破。

推荐意见 6：言语或早期认知功能障碍患者，可推荐应用神经反馈 BCI 系统来实现言语或认知功能的改善。

3.3 慢性意识障碍 (disorders of consciousness, DoC) 的诊断与评估

无创 BCI 能够检测昏迷患者的意识水平，通过头皮 EEG 反映 DoC 大脑对外界声音、图像、感觉刺激等是否存在反应，为评估患者意识状态和残存认知能力提供客观依据^[28-31]，在一定程度上提示 DoC 患者的预后^[32]，并可作为其与外界交流的渠道^[33]。

目前，临床上用于 DoC 患者操作 BCI 的控制信号包括 P300、SSVEP、SMR 和情绪任务引发的脑节律^[34]。Hinterberger 等^[35]开发了一种思维转换训练装置，通过皮层反馈、回应生成、拼写装置，首先分别评估了 5 例严重脑损伤后持续性植物状态患者和 5 名健康对照者在 5 项 ERP 相关试验和语义相关性区分中的能力，随后研究者选择 2 例反应性最高的 DoC 患者进行 BCI 训练，开展居家筛查脑功能和直接的大脑交流。Czyżewski 等^[30]评估了 33 例不同原因脑损伤后昏迷患者的听觉脑干反应，并进行计算机交互式训练；结果显示，通过 EEG 和眼动仪监测信号，可以发现特定的意识相关状态。而对于完全性动眼肌麻痹或昏迷无法提供视觉反馈的患者，一些研究^[36-37]表明，听觉 BCI 可以通过“是-否”使其进行简单交

流。

BCI 技术可以检测无反应觉醒综合征和最小意识状态患者的意识状况与命令跟随能力,因而其可以作为临床评估的辅助应用工具。对于脱离最小意识状态患者和闭锁综合征 (locked-in syndrome, LIS) 患者,则可尝试通过 BCI 实现同外界的沟通交流,甚至是应用轮椅或其他外界环境设备进行控制^[38]。在具体临床应用中,BCI 技术在 DoC 中的应用存在实际问题,如存在如何精准识别并抓取 DoC 患者残存的脑功能、并将 EEG 真实反馈、转化以被外界所识别等问题。基于目前的研究与临床应用情况,BCI 在 DoC 中的临床推荐有待更多的 RCT 证据的支撑。

3.4 其他神经系统疾病 基于头皮 EEG 的无创 BCI 应用于 SCI、ALS、LIS 等疾病中,探索其在改善神经系统损伤或退行性疾病患者的肢体感觉运动功能、日常生活自理能力、交流表达的可能性。Pfurtscheller 等^[39]在 2005 年首次将 EEG-BCI 支配的外周电刺激用于 1 例 C5 节段 SCI 的四肢瘫痪患者,患者经过为期 8 个月的治疗干预后能够完成简单的手掌抓握,并能在无辅助的情况下完成手持玻璃杯喝水动作。Cui 等^[40]基于头皮 EEG 解码患者运动意图后驱动下肢机器人,结合患者身体感觉反馈和视觉反馈干预,使得患者下肢关键肌肉的力量得到改善。Osugwu 等^[41]对比了 BCI 控制的 FES 和被动 FES 在亚急性期 SCI 四肢瘫痪患者的神经功能预后中的效果,结果显示,两组患者最初在运动尝试期间均表现出强烈的 ERD,并且不局限于感觉运动皮层,而在治疗后仅 BCI-FES 组患者的 ERD 皮层活动恢复到健康人水平。2010 年,Thompson 等^[42]研究了 11 例 ALS 患者和 22 名对照受试者,通过 P300-BCI 系统将 EEG 转换为键盘代码传输至目标设备生成文字和语音文本,结果观察到两组 EEG 识别的准确性无显著差异。Lesenfants

等^[43]采用基于 SSVEP 的 BCI 系统对 24 名健康志愿者和 6 例 LIS 患者进行研究,结果显示,2 例 LIS 患者能进行有效沟通,且达到了高于概率水平的离线准确性,说明系统对命令的响应,25%的 LIS 患者可以在线交流。

推荐意见 7: SCI、ALS 及 LIS 导致的四肢完全瘫痪患者可推荐应用 P300、SSVEP 无创 BCI 结合外部机器人设备或肢体外骨骼来实现对肌肉控制,但临床应用时 BCI 系统控制准确性仍有待改进。

4 总结与展望

21 世纪是 BCI 飞速发展的时代,从健康人群到相关疾病患者的日常应用、从脑卒中及 ALS 等退行性病变到 SCI 等创伤性病变、从检查诊断到治疗康复、从功能替代到神经重塑,基于头皮 EEG 的无创 BCI 均取得了巨大突破。AI 的目标是复制人类的认知功能,其在 BCI 中的应用可帮助提高 BCI 系统的准确性和可靠性,两者的结合使得有效利用大脑的电信号来操纵外部设备成为可能^[44]。AI 与 BCI 相结合不仅可提高 BCI 准确性和可靠性,AI 算法也可适应用户大脑信号随时间的变化,减少频繁校准的需要,这使得 AI-BCI 系统对用户更友好,更适合长期使用。此外,AI 算法可以实时处理和分析大脑信号,提高 BCI 的信息处理速度,使大脑和外部设备之间的通信更快、更有效。基于 AI 技术在 BCI 中的应用场景广泛,包括在光标控制、神经修复和肢体康复、躯体感觉、听觉、语音合成器和光学义肢中的应用等。从长期来看,BCI 与元宇宙相结合是发展的趋势,有望进一步拓展 BCI 在医疗领域的应用场景,提高其临床应用效果。

本共识汇总了已有的基于头皮 EEG 的无创 BCI 在神经系统疾病应用中的临床研究证据,并给予了适当的推荐意见,期待未来基于大型多中心的设计良好的 RCT 研究结果,以便为指导后续相关指南撰写奠定基础。

共识执笔 丁晶（复旦大学附属中山医院）、余情（复旦大学附属中山医院）、唐莺莹（上海市精神卫生中心）、王继军（上海市精神卫生中心）、金晶（华东理工大学）、杨帮华（上海大学）

共识专家组成员（按姓氏笔画排序） 丁晶（复旦大学附属中山医院）、王立平（中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心）、王继军（上海市精神卫生中心）、邓钰蕾（上海交通大学医学院附属瑞金医院）、朱国行（复旦大学附属华山医院）、乔凯（复旦大学附属华山医院）、杨帮华（上海大学）、吴惠涓（海军军医大学第二附属医院）、余情（复旦大学附属中山医院）、陈亮（复旦大学附属华山医院）、金晶（华东理工大学）、周渊峰（复旦大学附属儿科医院）、唐莺莹（上海市精神卫生中心）、董继宏（复旦大学附属中山医院）

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

附表1 常用基于头皮 EEG 的无创 BCI 范式研究

范式	文献	连接电极	电位 信号	解码算法	驱动任务	结果
MI	Hashem 等 ^[45]	128 通道 Ag/AgCl 电极帽	μ 波/ α 波	WOA 特征选择方法和 k-NN 分类模型的机器学习	对基于 BCI 的 MI 实验数据用基于 WOA 的机器学习对上肢任务进行分类	基于应用 WOA 机器学习的 BCI 系统，其总体准确率为 98.64%，在所有测试的机器学习分类模型中，WOA 特征选择方法和 k-NN 分类模型表现最好
MI	K 等 ^[46]	18 个通道(FC1、FC2、FC3、FC4、FC5、FC6、C1、C2、C3、C4、C5、C6、CP1、CP2、CP3、CP4、CP5、CP6)	μ 波/ α 波	基于时域的 Epoch 选择算法	对卒中致手无力患者下达 MI 任务，并记录 EEG 信号、提取特征	基于 EEG 图像时相的 BCI 选择算法对于校准和反馈数据分别产生 74.4%、63.5%的分类精度。解码精度的提高、EEG 通道尺度和数量的减少也提高了平均信息传输率
MI	Forenzo 等 ^[47]	横轴(C4-C3)、纵轴(-C3-C4)	μ 波/ α 波	以监督学习为范式的深度学习	对基于 BCI 的 MI 实验数据用基于深度学习的解码方法进行分析	开发了一种基于 DL 的能够进行连续追踪 BCI 任务训练解码器的标记范式 and 性能指标，在应用与评估发现均有所改进，并迅速超越了传统 BCI 解码器
MI	Luo 等 ^[48]	—	μ 波/ α 波	DS-KTL	设计了 DS-KTL 方法对 BCI 获得的 MI-EEG 数据集进行分类	使用 MTS/STS 策略对两个 MI 数据集的实验评估证明了 DS-KTL 显著优于 METK 和 FWR-JPDA，具有有效性和高效性
MI	Han 等 ^[49]	(FC3、FC4)、(C3、C4)和(CP3、CP4)等	μ 波/ α 波	图神经网络+知识迁移的框架的机器学习	设计了图神经网络+知识迁移的框架对基于 BCI 的 MI-EEG 数据集解码，并与其他处理方法效果对比	与 3 种基线方法相比，所提框架在“所有通道、所有训练集”条件下实现了最高的平均性能得分

MI	Xion 等 ^[50]	—	μ 波/ α 波	基于粒子群优化算法 PSO 的自适应空间滤波器特征提取	基于粒子群优化算法的自适应空间模式(ASP)与共空间模式(CSP)在区分 MI-EEG 方面性能的比较	对于 BCI 竞赛 IV 的两个公共数据集,所提出的 FBACSP 特征优于传统的 FBCSP 特征,作为基线的 CSP 特征的可区分性弱于所选的 ASP 特征
MI	Nitta 等 ^[51]	21个通道(AF3、AF7、FC1、FC3、FC5、FT7、FT9、F1、F3、F5、F7、F9、C1、C3、C5、T7、CP1、CP3、CP5、TP7/9)	μ 波/ α 波	线性预测编码分析 EEG 信号,再对所得数据迭代搜索,提取元音。	想象元音音节发音并记录 EEG 信号分析提取特征	从头皮 EEG 信号的 LPA 线谱中提取的各个元音音标 MI 时的 EEG 信号识别,并有较好的准确率(两种 EEG 处理方法的平均识别准确率分别为 62.8%和 72.6%)
MI	Nam 等 ^[52]	22 电极通道根据国际 10-20 系统放置,左乳突为参考电极,右乳突接地电极	μ 波/ α 波	基于 LRP 选择方法的深度学习	完成多项 MI 并基于 LRP 特征选择方法对分类数据集进行分析	设计了两个不同数据集上的各种骨干网络,评估了 MI-BCI 中基于类别区分 EEG 特征的 LRP 特征选择,结果证明了其在所有骨干网络和数据集中的有效性
MI	Bi 等 ^[53]	参考电极置于左耳垂,接地电极置于右耳垂,16 通道 EEG 电极按照国际标准 10-20 电极系统放置	μ 波/ α 波	基于深度学习的 TSPNet 特征提取器算法	记录上肢等 MI 产生的脑电波的时空信号特征并进行分析和算法拟合得出特定 MI 的脑电图信号特征	与 EEGNet 和 MSATNet 相比, TSPNet 使用的信号频率范围要宽得多。此外, TSPNet 500 H 的信号采样频率最高,因此,采集的 EEG 信号最多且在多类任务中有明显优势
SSVEP	Arpaia 等 ^[54]	3 个通道 (A1 接地, FPz, Oz2) 干电极	SSVEP	特征域中采集信号的支持向量机分类器	佩戴 BCI 和智能眼镜后对视觉冲击任务做出回应	通过一项涉及 20 例受试者的实验活动对这款可穿戴 XR-BCI 的功能进行了检查。根据刺激时间,其平均分类准确度为 80%~95%
SSVEP	Zhang 等 ^[55]	Pz、PO3、POz、PO4、PO7、O1、Oz、O2 和 PO8	SSVEP	高斯混合模型和贝叶斯推理	以视觉注视界面上的不同闪烁频率目标产生的特征信号来控制机械臂移动,	单目标和多目标任务均表明,3 种方法中光标投影的机械臂位置与其实际到达位置之间的欧几里德距离数值在可接受的范围内,表明机械臂很大程度上跟随光标的运动

					算法分析 EEG 信号的准确度	
P300	Omejc 等 ^[56]	O1、Oz 和 O2, P3、Pz 和 P4, C3、Cz 和 C4, F3、Fz 和 F4	P300	6 种分类器和 3 种集成方法	进行视觉双刺激任务（一个为要求的正确刺激，一个为干扰刺激），完成后汇报正确刺激的次数，利用算法分析年龄等因素与准确率和 ERP 的关系	3 个代表性分类器的结果显示,年轻组和老年组之间 ERP 性能有显著差异($P < 0.05$)
P300	Savic 等 ^[57]	C3、Cz、C4、CP3、Pz 和 Fp1	触觉 P300	2 种特征提取方法和支持向量机和线性判别分析 2 种分类器	上肢皮肤接受电刺激并回应电刺激的次数，记录 sERP 信号比较分析	所有受试者的单 EEG 通道 BCI 分类实现了 75.1%~88.1%的准确率。建立了一个最佳组合：单次试验平均以获得 sERP、特征提取/选择方法和分类方法
P300	Choi 等 ^[58]	电极 FP1、FPz、FP2、F7、F3、Fz、F4、F8、FT9、FC5、FC1、FC2、FC6、FT10、T7、C3、Cz、C4、CP5、T8、CP1、CP2、CP6、P7、P3、Pz、P4、P8、O1、Oz、O2, 左右乳突	P300	SVM 分类	接受不同类听觉刺激并回应听觉刺激的次数，与视觉刺激准确率比较	视觉刺激早在刺激出现后 200 ms 就引起了巨大差异，而听觉刺激则在刺激后 400 ms 后出现；受试者对自然声音（动物叫声、人说话声）的识别准确率显著高于人工声音
P300	Liu 等 ^[59]	62 通道 EEG 和 2 通道 EOG 信号	P300	DK-MOEA	接受听觉指令刺激，2 秒内从闭眼状态中睁眼为清醒，反之为疲劳，用 moea 对实验数据进行分析	DK-MOEA 通过秩和检验，在多数情况下取得了所有对比算法中最好的，可以在任务精度和所选通道数量之间取得平衡

多模态 BCI	Forenzo 等 ^[60]	C3、C4 (MI) ; P3、P4 (OSA 横轴) ; PZ、POZ (OSA 纵轴)	μ 波 / α 波 ; P300	线性分类器分类	通过视觉注意或 MI 完成输入界面上的图案在一维方向或二维平面的位移	MI+OSA 在 2D 任务中达到了最高的平均在线性能,有效正确率(PVC)为 49%, MI+OSA 与单独 MI 和单独 OSA 之间每个受试者的最佳个体方法具有相似的性能(50%),且统计占优
多模态 BCI	Sun 等 ^[61]	20 个贴片型 Ag/AgCl 电极(18 通道引线, 1 个用于 REF 引线, 1 个接地引线)	SSVEP 和 SEP	滤波器组典型相关分析方法	通过视觉刺激和触觉刺激诱发 SSVEP 和 SEP, 证明新型无伪影 BCI 信号具有传导好、易分类等优点	平均阻抗较传统技术约下降了 67%。体感诱发电位峰值增加 8%。同时, SSVEP 的信噪比提高了 5.13 dB, 分类精度提高了 44%。静息状态最大带宽提升 63%
多模态 BCI	Lee 等 ^[62]	—	μ 波 / α 波	CNN+深度学习	受试者分别进行 MI 和 ME 任务, 通过 CNN Lenet-5 的修改模型对运动进行分类	对深度学习数据进行分类, 研究发现 ME 的分类准确率明显高于 MI (98.91%比 98.37%, $P < 0.001$)
多模态 BCI	Wang 等 ^[63]	64 通道 EEG 帽组成, SpiralE 和乳突周围湿电极(M1、M2)	SSVEP 和听觉 P300	任务相关成分分析处理分类结果	佩戴耳内 BCI 并接受视觉刺激拼写看到的内容, 接受听力测试完成听到的问题等	在对 SSVEP 的 BCI 分类中实现了 95% 的离线准确度, 并在免校准目标在线 SSVEP 拼写器实验中成功键入目标短语。同时, 自然语音听觉分类准确率在鸡尾酒会实验中可以达到 84%
多模态 BCI	Wilson 等 ^[64]	124 个 EEG 通道系统	P300	独立成分分析	完成巴克内尔听觉意象量表(BAIS-V)的生动度子量和视觉意象生动度问卷(VVIQ), 处理数据分析皮层感知和想象模块的关系	对于视觉模式, 分类准确率为 75%。其中, 想象还是在观察花朵或锤子的图片进行分类时, 达到了 71% 的准确率。而想象音频和感知音频之间的平均解码性能(准确率为 60%)要低得多
多模态 BCI	Gao 等 ^[65]	Oz 输入电极、A1 参照电极、FPZ 右腿参照电极	SSVEP 和听觉 P300	Welch 方法估计了 α 和 θ 波段的功率密度谱	长时间视物后停止, 并听音乐观察 EEG 信号变化和分析	θ 波段、 α 波段和 $\alpha + \theta$ 波段出现预期上升随着精神疲劳的增加, SSVEP 的幅度和 SNR 呈下降趋势, BCI 信号质量显著恶化。同时, 对于在背景音乐的影响下长时间进行 BCI 任务, SSVEP

多模态 BCI	Tou 等 ^[66]	16 个电极(F3、Fz、F4、T7、C3、Cz、C4、T8、CP3、CP4、P3、Pz、P4、PO7、PO8、Oz)	P300	前向选择算法	进行音频和文字的听觉刺激和视觉刺激试验,并记录 EEG 信号是否有 P300 信号出现	幅度、SNR 和 EEG 功率在 BCI 任务中显著改善 电极选择显著提高了严重脑瘫组的 BCI 校准精度。对于轻度 CP 组,校准和评估数据之间的准确性没有显著差异,但对照组从校准到评估的准确性有所下降
多模态 BCI	Sadras 等 ^[67]	脑电帽、4 片眼部电极和 2 片耳部电极	P300	修改后的 BCI2000 的 P300 分类器工具 [逐步线性判别分析 (SWLDA)]	对接受到的视觉或听觉刺激,快速做出判断,并对自己是否准确的信心进行自我评估	配对 t 检验 ($P<0.05$) 表明,受试者的信心的神经相关性是刺激锁定的。可以从单次试验刺激锁定预反应脑电图中可靠地解码人类决策自信程度,实现改善人类决策的目的

“—”为无此内容。WOA 为基于鲸鱼优化算法。MI 为运动想象。SSVEP 为稳态视觉诱发电位。EEG 为脑电图。ERP 为事件相关电位。CNN 为卷积神经网络。SEP 为体感诱发电位。LRP 为分层相关性传播特征。DK-MOEA 为领域知识辅助多目标优化算法。SVM 为支持向量机。DS-KTL 为基于双重选择的知识迁移学习。TSPNet 为时空并行网络。mocea 为多目标进化算法

附表 2 基于头皮 EEG 的无创 BCI 应用于脑卒中上、下肢功能康复的 RCT 研究

文献	试验设计	受试者	范式	评估指标	试验结果
Li 等 ^[15]	干预性随机平行对照研究 BG 组: 1 h BCI 训练+2 h 常规训练 CG 组: 3 h 常规训练 每周 5 次,共 10 次	脑卒中上肢功能障碍(病程 6~24 周, n=24)	SMR-BCI	临床运动功能测量量表 (FMA-UE、WMFT、MBI)	两组功能评分在第 2 周显著改善; BG 组在第 4 周 FMA-UE 和 WMFT 评分改善更明显;第 2 周时双侧半球 μ 抑制与功能评分呈正相关 BG 组干预前后脑电数据

Liu 等 ^[16]	随机平行对照 常规康复治疗组: n=30 BCI 组: 常规康复+MI-BCI 训练, n=30 为期 3 周	脑卒中上肢功能障碍	MI	FMA-UE 和注意网络测试(ANT), 从基线到第 3 周变化	同 CR 组相比, BCI 组 FMA-UE 评分增加; 警报网络响应时间、定向网络响应校正数字增加, 执行控制网络响应时间、总平均响应时间、总时间均降低
Mottaz 等 ^[68]	交叉双盲试验 视觉反馈 BCI-MI 训练结合常规康复治疗, 交替初级运动皮层脑区和对照脑区功能连接训练 每周 2 次, 持续 1 月	脑卒中上肢功能障碍 (病程>9 个月, n=10)	MI	训练前、训练后、每个训练结束后 1 个月 FMA-UE 变化	受试者运动皮层功能连接增加; 对照脑区视觉反馈训练期间运动功能改善更明显, 与功能连接增强程度呈正比
Guo 等 ^[17]	随机平行对照 常规康复治疗组 机器人组 BCI-机器人治疗组	脑卒中手功能障碍 (n=30)	SSVEP	训练前、训练后、随访 3 个月 FMA-UE 、 WMFT、MAS	BCI 组在训练后 FMA-UE 和 WMFT 评分较另外两组有显著改善; FMA-UE 的改善与 BCI 准确度显著相关
Tsuchimoto 等 ^[69]	随机交叉-双盲-假刺激对照 干预 A: SMR 触发电刺激 干预 B: 假-反馈刺激 每天 1 次, 干预间隔 1~2 周	脑卒中手功能障碍 (n=17, 病程>2 个月)	MI	干预前、后同侧感觉运动皮层间的静息态功能连接	干预后两组 FMA-UE 和 SIAS 无显著变化; 患侧功能 MRI(rsfcMRI)感觉运动皮层与时间×干预存在显著交互作用; 神经反馈干预期间, 同侧感觉运动皮层 rsfcMRI 增加, 感觉和运动皮层协同激活增强
Yuan 等 ^[60]	干预性、前后对照 20 次 BCI 引导机械手训练	脑卒中手功能障碍 (n=14, 首次发病、病程>6 个月)	MI	训练前、训练后、训练后 6 个月 FMA, 静息态、任务	BCI 机械手训练可达到长期的运动功能改善; 同侧运动区(M1、SMA)与对侧区(SMA、PMd、SPL)间可见功能

Frolov 等 ^[71]	<p>随机平行对照、评估者单盲</p> <p>试验组: BCI-手部外骨骼(n=55)</p> <p>对照组: 手部外骨骼(n=19)</p> <p>每天1次,共10次</p>	<p>脑卒中上肢功能障碍(病程>1个月, n=74)</p>	MI	<p>训练前、训练后 ARAT 和 FMA-UE , MAS;</p> <p>临床显著改善或 MCID 患者百分比</p>	<p>态 fMRI 和 DTI</p> <p>连接显著调节; 静息态感觉运动区域半球间 FC 增加,任务态偏侧指数增加,半球在恢复过程中重新平衡</p> <p>两组上肢功能均有改善;</p> <p>BCI组: ARAT 抓握、捏力评分显著改善, 分别有 21.8%和 36.4%患者 ARAT 和 FMMA 评分提高</p>
Kim 等 ^[72]	<p>随机交叉对照</p> <p>随机顺序进行4种任务:</p> <p>A: AO。B: AO+PES。C: BCI-AO+cPES。</p> <p>D: BCI-AO+tPES</p>	<p>健康人 (n=17)、慢性偏瘫患者 (n=17)</p>	AO SSVEP	<p>脑电图检测; TMS 评估皮质脊髓兴奋性;</p> <p>肌电图测定 M 波和 F 波潜伏期</p>	<p>两组患者任务后 MEP 潜伏期显著减少;</p> <p>脑卒中患者任务B、C和D后 MEP 振幅增加;</p> <p>MEP 波幅较基线显著增加,且任务 D>C>B>A</p>
Ang 等 ^[18]	<p>单盲、随机对照</p> <p>BCI-Manus 组 (n=11)</p> <p>Manus 组 (n=15)</p> <p>治疗持续 18 h, 超过 4 周</p>	<p>慢性脑卒中 (n=26)</p>	MI	<p>0、2、4 和 12 周评估上肢 FMA;</p> <p>修正后的 rBSI 量化 BCI-Manus 组 EEG 数据</p>	<p>两组 FMA 评分改善;</p> <p>BCI-Manus 组在第 12 周有更多患者 FMA 获益;</p> <p>rBSI 与 FMA 评分改善呈负相关</p>

Ang 等 ^[73]	随机、平行对照 EEG-BCI 驱动上肢机器人组 (n=11) 上肢机器人组 (n=14) 共 12 次, 为期 4 周	脑卒中偏瘫 (n=54)	MI	训练前后、训练后 2 个月 FMA	患者通过 MI 操作 BCI 的能力与基线 FMA 无关; 训练后两组患者 FMA 评分均有显著提高
Cheng 等 ^[74]	随机平行对照 BCI-SRG 组 (n=5) 软机器人手套组 (n=5) 共 18 次, 6 周	慢性脑卒中 (n=11)	MI	第 0、6、12、24 周评估 FMA 和 ARAT	训练后两组间 FMA、ARAT 无组间差异; BCI-SRG 组的改善作用较对照组持续超过 6 周
Ramos-Murguialday 等 ^[75]	随机平行对照、双盲 BCI 组 (n=16) 随意矫形器运动组 (n=12) 共 4 周	慢性脑卒中 (n=30)	SMR	干预前、干预后和干预后 6 个月, 评估上肢运动评分、肌电图、fMRI	试验组 FMA-UE 评分在干预后 6 个月显著提高; 对照组 FMA-UE 评分无明显改善; 两组 MAS 评分和肌电活动均有增加
Caria 等 ^[76]	随机平行对照、双盲 BCI-上肢手机器人矫形器 (n=16) 对照组 (n=14) 共 11 次训练, 4 周	慢性脑卒中患者	SMR	训练 8 周前、前 1 天, 以及训练后即时评估 (FMA、Ashworth 量表、GAS), DTI、fMRI	结构连接分析显示: 胼胝体压部和体部, 健侧大脑半球内囊后肢、后丘脑辐射冠和上辐射冠的 MRI 分数各向异性下降; 大脑半球间的负半球间耦合降低, 健侧感觉运动区域中的正半球内耦合降低
Ramos-Murguialday 等 ^[77]	随机双盲平行对照 试验组 (n=16): BCI 触发矫形器 对照组 (n=16): 矫形器运动随机	脑卒中手功能障碍 (n=32)	SMR	干预前后评估运动功能评分、肌电图、安慰剂预期效应、	FMA-UE 评分存在明显组别×时间交互效应; 试验组 FMA 评分显著改善, 与 fMRI 偏侧指数变化和麻痹手肌电图活动相关

	为期 4 周			fMRI 血氧水平依赖性活动	
Kim 等 ^[78]	随机对照单盲 试验组(n=15): AO+BCI-FES 对照组(n=15): 常规康复 每周 5 次, 共 4 周	首次卒中上肢功能障碍 (n=30, 病程 12 个月内)	SMR	上肢 FMA、MAL、MBI 和偏瘫上肢活动度	治疗后试验组各评估指标均显著高于对照组
Lee 等 ^[79]	随机平行对照、单盲 试验组(n=13): AO+BCI-FES 对照组(n = 13): FES+常规物理治疗 每周 5 次, 共 4 周	脑卒中上肢运动障碍 (n=26)	SMR	上肢功能评估 (FMA-UE、WMFT、MAL 和 MBI)、脑电图	干预后两组间 FMA-UE、WMFT、MAL、MBI, 以及脑电图 α 功率、 β 功率、浓度、激活等结果均有显著差异
Jang 等 ^[80]	随机平行对照、单盲 BCI-FES 组(n = 10) FES 组(n = 10) 每周 5 次, 共 6 周	脑卒中后肩关节半脱位 (n=20)	SMR	干预前、干预 6 周后评估患肩关节半脱位(垂直距离, VD; 水平距离, HD), 疼痛 VAS 评分和 MFT	干预后 BCI-FES 组 VD、HD、VAS 和 MFT, FES 组 HD、VAS 和 MFT 均显著改善; 肩部屈曲和外展评估有组间差异
Chung 等 ^[81]	随机对照单盲 BCI-FES 组 (n=13) FES 组 (n=12) 每周 3 次, 共 5 周	脑卒中下肢功能障碍	SMR	起立行走测试、Berg 平衡量表、二维步态分析	BCI-FES 组训练后步态速度、步频、健侧步长较 FES 组显著改善

Brunner 等 ^[82]	随机平行对照、单盲 BCI 组 (n=15) 常规上肢康复训练组(n=20) 每周 3~4 次, 共 3~4 周	脑卒中上肢功能障碍	MI	卒中后 3 个月 的 ARAT	少数患者(10/35)的 ARAT 改善超过 MCID, 组间无差异; CST 完整性是改善上肢运动功能的显著预测因子
Miao 等 ^[83]	随机平行对照 MI+BCI-FES 组 (n=8) 常规康复组 (n=8) 共 12 次, 为期 4 周	脑卒中后遗症期	MI	FMA	BCI 组 FMA 评分高于对照组, 且患者脑电活动在研究过程中集中并向感觉运动区和运动前区转移
Chen 等 ^[84]	随机平行对照、单盲 BCI-FES 组 神经肌肉电刺激(NMES)组 每周 4 次, 共约 3 周	慢性脑卒中 (n=32)	MI	干预期间各 组间结局指 标变化	BCI-FES 组 FMA-UE 和 MMT 评分显著高于对照组; 基于 μ -ERD 的侧偏系数变化与 FMA-UE 评分变化呈显著正相关
Biasiucci 等 ^[85]	随机对照双盲 BCI - FES(n=14) sham-FES(n=13) 每周 2 次, 共 5 周	脑卒中手功能障碍 (n=27)	SMR	干预前、干预 结束后和随 访期间 FMA- UE 评分	BCI 组患者在干预后功能明显恢复, 受影响半球运动区域之间功能连接增加, 且与功能改善显著相关。

BG组为BCI试验组。CG组为对照组。SMR为基于感觉运动节律。FMA-UE为Fugl-Meyer评估-上肢。WMFT为Wolf运动功能测试。MBI为改良Barthel指数。ARAT为手臂动作调查测试。MCID为最小临床重要差异。MAL为运动活动日志。MAS为改良Ashworth量表。AO为运动观察。rBSI为脑对称指数。MFT为手动功能测试

参考文献

- [1] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication[J]. *Annu Rev Biophys Bioeng*, 1973, 2: 157-180. DOI: 10.1146/annurev.bb.02.060173.001105.
- [2] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, HEETDERKS W J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting[J]. *IEEE Trans Rehabil Eng*, 2000, 8(2): 164-173. DOI: 10.1109/tre.2000.847807.
- [3] IETSWAART M, JOHNSTON M, DIJKERMAN H C, et al. Mental practice with motor imagery in stroke recovery: randomized controlled trial of efficacy[J]. *Brain*, 2011, 134(Pt 5): 1373-1386. DOI: 10.1093/brain/awr077.
- [4] BURNS A, ADELI H, BUFORD J A. Brain-computer interface after nervous system injury[J]. *Neuroscientist*, 2014, 20(6): 639-651. DOI: 10.1177/1073858414549015.
- [5] LAZAROU I, NIKOLOPOULOS S, PETRANTONAKIS P C, et al. EEG-based brain-computer interfaces for communication and rehabilitation of people with motor impairment: a novel approach of the 21 (st) century[J]. *Front Hum Neurosci*, 2018, 12: 14. DOI: 10.3389/fnhum.2018.00014.
- [6] FARWELL L A, DONCHIN E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials[J]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1988, 70(6): 510-523. DOI: 10.1016/0013-4694(88)90149-6.
- [7] PFURTSCHELLER G. Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest[J]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1992, 83(1): 62-69. DOI: 10.1016/0013-4694(92)90133-3.
- [8] MIDDENDORF M, MCMILLAN G, CALHOUN G, et al. Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response[J]. *IEEE Trans Rehabil Eng*, 2000, 8(2): 211-214. DOI: 10.1109/86.847819.
- [9] 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. DOI: 10.1088/1741-2552/abc902.
- [10] ORTIZ-ROSARIO A, ADELI H. Brain-computer interface technologies: from signal to action[J]. *Rev Neurosci*, 2013, 24(5): 537-552. DOI: 10.1515/revneuro-2013-0032.
- [11] HU X, YUAN S, XU F, et al. Scalp EEG classification using deep Bi-LSTM network for seizure detection[J/OL]. *Comput Biol Med*, 2020, 124: 103919[2024-03-14]. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103919>.
- [12] ILYAS A, HOFFMAN C, VAKILNA Y, et al. Forecasting seizure clusters from chronic ambulatory electrocorticography[J]. *Epilepsia*, 2022, 63(9): e106-e111. DOI: 10.1111/epi.17347.
- [13] PROIX T, TRUCCOLO W, LEGUIA M G, et al. Forecasting seizure risk in adults with focal epilepsy: a development and validation study[J]. *Lancet Neurol*, 2021, 20(2): 127-135. DOI: 10.1016/S1474-4422(20)30396-3.
- [14] GUNNARSDOTTIR K M, LIA, SMITH R J, et al. Source-sink connectivity: a novel interictal EEG marker for seizure localization[J]. *Brain*, 2022, 145(11): 3901-3915. DOI: 10.1093/brain/awac300.
- [15] LI X, WANG L, MIAO S, et al. Sensorimotor rhythm-brain computer interface with audio-cue, motor observation and multisensory feedback for upper-limb stroke rehabilitation: a controlled study[J/OL]. *Front Neurosci*, 2022, 16: 808830[2024-03-14].

<https://doi.org/10.3389/fnins.2022.808830>.

- [16] LIU X, ZHANG W, LI W, et al. Effects of motor imagery based brain-computer interface on upper limb function and attention in stroke patients with hemiplegia: a randomized controlled trial[J]. *BMC Neurol*, 2023, 23(1): 136. DOI: 10.1186/s12883-023-03150-5.
- [17] GUO N, WANG X, DUANMU D, et al. SSVEP-based brain computer interface controlled soft robotic glove for post-stroke hand function rehabilitation[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2022, 30: 1737-1744. DOI: 10.1109/TNSRE.2022.3185262.
- [18] ANG K K, CHUA K S, PHUA K S, et al. A randomized controlled trial of EEG-based motor imagery brain-computer interface robotic rehabilitation for stroke[J]. *Clin EEG Neurosci*, 2015, 46(4): 310-320. DOI: 10.1177/1550059414522229.
- [19] NIAZI I K, NAVID M S, RASHID U, et al. Associative cued asynchronous BCI induces cortical plasticity in stroke patients[J]. *Ann Clin Transl Neurol*, 2022, 9(5): 722-733. DOI: 10.1002/acn3.51551.
- [20] CALABRÒ R S, NARO A, RUSSO M, et al. The role of virtual reality in improving motor performance as revealed by EEG: a randomized clinical trial[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2017, 14(1): 53. DOI: 10.1186/s12984-017-0268-4.
- [21] NAN W, DIAS A, ROSA A C. Neurofeedback training for cognitive and motor function rehabilitation in chronic stroke: two case reports[J]. *Front Neurol*, 2019, 10: 800. DOI: 10.3389/fneur.2019.00800.
- [22] VILOU I, VARKA A, PARISIS D, et al. EEG-neurofeedback as a potential therapeutic approach for cognitive deficits in patients with dementia, multiple sclerosis, stroke and Traumatic brain injury[J]. *Life (Basel)*, 2023, 13(2): 365. DOI: 10.3390/life13020365.
- [23] KLEIH-DAHMS S C, BOTREL L. Neurofeedback therapy to improve cognitive function in patients with chronic post-stroke attention deficits: a within-subjects comparison[J/OL]. *Front Hum Neurosci*, 2023, 17: 1155584[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2023.1155584>.
- [24] KOBER S E, SCHWEIGER D, WITTE M, et al. Specific effects of EEG based neurofeedback training on memory functions in post-stroke victims[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2015, 12: 107. DOI: 10.1186/s12984-015-0105-6.
- [25] LEE T S, GOH S J, QUEK S Y, et al. A brain-computer interface based cognitive training system for healthy elderly: a randomized control pilot study for usability and preliminary efficacy[J/OL]. *PLoS One*, 2013, 8(11): e79419[2024-03-14]. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0079419>.
- [26] GALVIN-MCLAUGHLIN D, KLEE D, MEMMOTT T, et al. Methodology and preliminary data on feasibility of a neurofeedback protocol to improve visual attention to letters in mild Alzheimer's disease[J/OL]. *Contemp Clin Trials Commun*, 2022, 28: 100950[2024-03-14]. <https://doi.org/10.1016/j.conctc.2022.100950>.
- [27] LIBERATI G, DALBONI DA ROCHA J L, van der HEIDEN L, et al. Toward a brain-computer interface for Alzheimer's disease patients by combining classical conditioning and brain state classification[J]. *J Alzheimers Dis*, 2012, 31(Suppl 3): S211-S220. DOI: 10.3233/JAD-2012-112129.
- [28] SÉGUIN P, MABY E, FOUILLEN M, et al. The challenge of controlling an auditory BCI in the case of severe motor disability[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2024, 21(1): 9. DOI: 10.1186/s12984-023-01289-3.
- [29] ANNEN J, MERTEL I, XU R, et al. Auditory and somatosensory P3 are complementary for

- the assessment of patients with disorders of consciousness[J]. *Brain Sci*, 2020, 10(10): 748. DOI: 10.3390/brainsci10100748.
- [30] CZYŻEWSKI A, KUROWSKI A, ODYA P, et al. Multifactor consciousness level assessment of participants with acquired brain injuries employing human-computer interfaces[J]. *Biomed Eng Online*, 2020, 19(1): 2. DOI: 10.1186/s12938-019-0746-y.
- [31] LI J, HUANG B, WANG F, et al. A potential prognosis indicator based on P300 brain-computer interface for patients with disorder of consciousness[J]. *Brain Sci*, 2022, 12(11): 1556. DOI: 10.3390/brainsci12111556.
- [32] PAN J, XIE Q, QIN P, et al. Prognosis for patients with cognitive motor dissociation identified by brain-computer interface[J]. *Brain*, 2020, 143(4): 1177-1189. DOI: 10.1093/brain/awaa026.
- [33] ANNEN J, LAUREYS S, GOSSERIES O. Brain-computer interfaces for consciousness assessment and communication in severely brain-injured patients[J]. *Handb Clin Neurol*, 2020, 168: 137-152. DOI: 10.1016/B978-0-444-63934-9.00011-1.
- [34] GALIOTTA V, QUATTROCIOCCHI I, D'IPPOLITO M, et al. EEG-based brain-computer interfaces for people with disorders of consciousness: features and applications. a systematic review[J/OL]. *Front Hum Neurosci*, 2022, 16: 1040816[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.1040816>.
- [35] HINTERBERGER T, WILHELM B, MELLINGER J, et al. A device for the detection of cognitive brain functions in completely paralyzed or unresponsive patients[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2005, 52(2): 211-220. DOI: 10.1109/TBME.2004.840190.
- [36] PIRES G, BARBOSA S, NUNES U J, et al. Visuo-auditory stimuli with semantic, temporal and spatial congruence for a P300-based BCI: An exploratory test with an ALS patient in a completely locked-in state[J/OL]. *J Neurosci Methods*, 2022, 379: 109661[2024-03-14]. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2022.109661>.
- [37] HUANG J, QIU L, LIN Q, et al. Hybrid asynchronous brain-computer interface for yes/no communication in patients with disorders of consciousness[J/OL]. *J Neural Eng*, 2021, 18(5): 056001[2024-03-14]. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/abf00c>.
- [38] SCHIFF N D, DIRINGER M, DISERENS K, et al. Brain-computer interfaces for communication in patients with disorders of consciousness: a gap analysis and scientific roadmap[J]. *Neurocrit Care*, 2024. DOI: 10.1007/s12028-023-01924-w.
- [39] PFURTSCHELLER J, RUPP R, MÜLLER G R, et al. Functional electrical stimulation instead of surgery? Improvement of grasping function with FES in a patient with C5 tetraplegia[J]. *Unfallchirurg*, 2005, 108(7): 587-590. DOI: 10.1007/s00113-004-0876-x.
- [40] CUI Z, LI Y, HUANG S, et al. BCI system with lower-limb robot improves rehabilitation in spinal cord injury patients through short-term training: a pilot study[J]. *Cogn Neurodyn*, 2022, 16(6): 1283-1301. DOI: 10.1007/s11571-022-09801-6.
- [41] OSUAGWU B C, WALLACE L, FRASER M, et al. Rehabilitation of hand in subacute tetraplegic patients based on brain computer interface and functional electrical stimulation: a randomised pilot study[J]. *J Neural Eng*, 2016, 13(6): 065002. DOI: 10.1088/1741-2560/13/6/065002.
- [42] THOMPSON D E, GRUIS K L, HUGGINS J E. A plug-and-play brain-computer interface to operate commercial assistive technology[J]. *Disabil Rehabil Assist Technol*, 2014, 9(2): 144-150. DOI: 10.3109/17483107.2013.785036.
- [43] LESENFANTS D, HABBAL D, LUGO Z, et al. An independent SSVEP-based brain-computer

- interface in locked-in syndrome[J]. *J Neural Eng*, 2014, 11(3): 035002. DOI: 10.1088/1741-2560/11/3/035002.
- [44] BELL C J, SHENOY P, CHALODHORN R, et al. Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans[J]. *J Neural Eng*, 2008, 5(2): 214-220. DOI: 10.1088/1741-2560/5/2/012.
- [45] HASHEM H A, ABDULAZEEM Y, LABIB L M, et al. An integrated machine learning-based brain computer interface to classify diverse limb motor tasks: explainable model[J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(6): 3171. DOI: 10.3390/s23063171.
- [46] K S G, VINOD A P, SUBASREE R. A Phase-based EEG epoch selection method for decoding bi-directional hand movement imagination in stroke patients[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2023: 1-4. DOI: 10.1109/EMBC40787.2023.10340319.
- [47] FORENZO D, ZHU H, SHANAHAN J, et al. Continuous tracking using deep learning-based decoding for non-invasive brain-computer interface[J]. *bioRxiv*, 2023: 2023.10.12.562084 [pii]. DOI: 10.1101/2023.10.12.562084.
- [48] LUO T J. Dual selections based knowledge transfer learning for cross-subject motor imagery EEG classification[J/OL]. *Front Neurosci*, 2023, 17: 1274320[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1274320>.
- [49] HAN J, WEI X, FAISAL A A. EEG decoding for datasets with heterogenous electrode configurations using transfer learning graph neural networks[J]. *J Neural Eng*, 2023, 20(6). DOI: 10.1088/1741-2552/ad09ff.
- [50] XIONG X, WANG Y, SONG T, et al. Improved motor imagery classification using adaptive spatial filters based on particle swarm optimization algorithm[J]. *Front Neurosci*, 2023, 17: 1303648. DOI: 10.3389/fnins.2023.1303648.
- [51] NITTA T, HORIKAWA J, IRIBE Y, et al. Linguistic representation of vowels in speech imagery EEG[J]. *Front Hum Neurosci*, 2023, 17: 1163578. DOI: 10.3389/fnhum.2023.1163578.
- [52] NAM H, KIM J M, CHOI W, et al. The effects of layer-wise relevance propagation-based feature selection for EEG classification: a comparative study on multiple datasets[J/OL]. *Front Hum Neurosci*, 2023, 17: 1205881[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2023.1205881>.
- [53] BI J, CHU M, WANG G, et al. TSPNet: a time-spatial parallel network for classification of EEG-based multiclass upper limb motor imagery BCI[J/OL]. *Front Neurosci*, 2023, 17: 1303242[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1303242>.
- [54] ARPAIA P, ESPOSITO A, MOCCALDI N, et al. A single-channel and non-invasive wearable brain-computer interface for industry and healthcare[J/OL]. *J Vis Exp*, 2023(197): e65007[2024-03-14]. <https://doi.org/DOI: 10.3791/65007>.
- [55] ZHANG Y, QIAN K, XIE S Q, et al. SSVEP-based brain-computer interface controlled robotic platform with velocity modulation[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2023, 31: 3448-3458. DOI: 10.1109/TNSRE.2023.3308778.
- [56] OMEJC N, PESKAR M, MILADINOVIĆ A, et al. On the influence of aging on classification performance in the visual EEG oddball paradigm using statistical and temporal features[J]. *Life (Basel)*, 2023, 13(2): 391. DOI: 10.3390/life13020391.
- [57] SAVIĆ A M, NOVIČIĆ M, ĐORĐEVIĆ O, et al. Novel electrotactile brain-computer interface with somatosensory event-related potential based control[J/OL]. *Front Hum Neurosci*, 2023, 17: 1096814[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2023.1096814>.
- [58] CHOI Y J, KWON O S, KIM S P. Design of auditory P300-based brain-computer interfaces

- with a single auditory channel and no visual support[J]. *Cogn Neurodyn*, 2023, 17(6): 1401-1416. DOI: 10.1007/s11571-022-09901-3.
- [59] LIU T, YE A. Domain knowledge-assisted multi-objective evolutionary algorithm for channel selection in brain-computer interface systems[J/OL]. *Front Neurosci*, 2023, 17: 1251968[2024-03-14]. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1251968>.
- [60] FORENZO D, LIU Y, KIM J, et al. Integrating simultaneous motor imagery and spatial attention for EEG-BCI control[J]. *bioRxiv*, 2023: 2023.02.20.529307 [pii]. DOI: 10.1101/2023.02.20.529307.
- [61] SUN Y, SHEN A, DU C, et al. A real-time non-implantation bi-directional brain-computer interface solution without stimulation artifacts[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2023, 31: 3566-3575. DOI: 10.1109/TNSRE.2023.3311750.
- [62] LEE Y, LEE H J, TAE K S. Classification of EEG signals related to real and imagery knee movements using deep learning for brain computer interfaces[J]. *Technol Health Care*, 2023, 31(3): 933-942. DOI: 10.3233/THC-220363.
- [63] 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. DOI: 10.1038/s41467-023-39814-6.
- [64] WILSON H, GOLBABAEE M, PROULX M J, et al. EEG-based BCI dataset of semantic concepts for imagination and perception tasks[J]. *Sci Data*, 2023, 10(1): 386. DOI: 10.1038/s41597-023-02287-9.
- [65] GAO S, ZHOU K, ZHANG J, et al. Effects of background music on mental fatigue in steady-state visually evoked potential-based BCIs[J]. *Healthcare (Basel)*, 2023, 11(7): 1014. DOI: 10.3390/healthcare11071014.
- [66] TOU S, WARSCHAUSKY S A, KARLSSON P, et al. Individualized electrode subset improves the calibration accuracy of an EEG P300-design brain-computer interface for people with severe cerebral palsy[J]. *bioRxiv*, 2023: 2023.03.22.533775 [pii]. DOI: 10.1101/2023.03.22.533775.
- [67] SADRAS N, SANI O G, AHMADIPOUR P, et al. Post-stimulus encoding of decision confidence in EEG: toward a brain-computer interface for decision making[J]. *J Neural Eng*, 2023, 20(5). DOI: 10.1088/1741-2552/acc14.
- [68] MOTTAZ A, CORBET T, DOGANCI N, et al. Modulating functional connectivity after stroke with neurofeedback: effect on motor deficits in a controlled cross-over study[J]. *Neuroimage Clin*, 2018, 20: 336-346. DOI: 10.1016/j.nicl.2018.07.029.
- [69] TSUCHIMOTO S, SHINDO K, HOTTA F, et al. Sensorimotor connectivity after motor exercise with neurofeedback in post-stroke patients with hemiplegia[J]. *Neuroscience*, 2019, 416: 109-125. DOI: 10.1016/j.neuroscience.2019.07.037.
- [70] YUAN K, WANG X, CHEN C, et al. Interhemispheric functional reorganization and its structural base after BCI-guided upper-limb training in chronic stroke[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2020, 28(11): 2525-2536. DOI: 10.1109/TNSRE.2020.3027955.
- [71] FROLOV A A, MOKIENKO O, LYUKMANOV R, et al. Post-stroke rehabilitation training with a motor-imagery-based brain-computer interface (BCI)-controlled hand exoskeleton: a randomized controlled multicenter trial[J]. *Front Neurosci*, 2017, 11: 400. DOI: 10.3389/fnins.2017.00400.
- [72] KIM M G, LIM H, LEE H S, et al. Brain-computer interface-based action observation

combined with peripheral electrical stimulation enhances corticospinal excitability in healthy subjects and stroke patients[J/OL]. *J Neural Eng*, 2022, 19(3): 036039[2024-03-14]. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ac76e0>.

- [73] ANG K K, GUAN C, CHUA K S, et al. Clinical study of neurorehabilitation in stroke using EEG-based motor imagery brain-computer interface with robotic feedback[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2010, 2010: 5549-5552. DOI: 10.1109/IEMBS.2010.5626782.
- [74] CHENG N, PHUA K S, LAI H S, et al. Brain-computer interface-based soft robotic glove rehabilitation for stroke[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, 67(12): 3339-3351. DOI: 10.1109/TBME.2020.2984003.
- [75] RAMOS-MURGUIALDAY A, CURADO M R, BROETZ D, et al. Brain-machine interface in chronic stroke: randomized trial long-term follow-up[J]. *Neurorehabil Neural Repair*, 2019, 33(3): 188-198. DOI: 10.1177/1545968319827573.
- [76] CARIA A, DA ROCHA J, GALLITTO G, et al. Brain-machine interface induced morpho-functional remodeling of the neural motor system in severe chronic stroke[J]. *Neurotherapeutics*, 2020, 17(2): 635-650. DOI: 10.1007/s13311-019-00816-2.
- [77] RAMOS-MURGUIALDAY A, BROETZ D, REA M, et al. Brain-machine interface in chronic stroke rehabilitation: a controlled study[J]. *Ann Neurol*, 2013, 74(1): 100-108. DOI: 10.1002/ana.23879.
- [78] KIM T, KIM S, LEE B. Effects of action observational training plus brain-computer interface-based functional electrical stimulation on paretic arm motor recovery in patient with Stroke: a randomized controlled trial[J]. *Occup Ther Int*, 2016, 23(1): 39-47. DOI: 10.1002/oti.1403.
- [79] LEE S H, KIM S S, LEE B H. Action observation training and brain-computer interface controlled functional electrical stimulation enhance upper extremity performance and cortical activation in patients with stroke: a randomized controlled trial[J]. *Physiother Theory Pract*, 2022, 38(9): 1126-1134. DOI: 10.1080/09593985.2020.1831114.
- [80] JANG Y Y, KIM T H, LEE B H. Effects of brain-computer interface-controlled functional electrical stimulation training on shoulder subluxation for patients with stroke: a randomized controlled trial[J]. *Occup Ther Int*, 2016, 23(2): 175-185. DOI: 10.1002/oti.1422.
- [81] CHUNG E, LEE B H, HWANG S. Therapeutic effects of brain-computer interface-controlled functional electrical stimulation training on balance and gait performance for stroke: A pilot randomized controlled trial[J]. *Medicine (Baltimore)*, 2020, 99(51): e22612. DOI: 10.1097/MD.00000000000022612.
- [82] BRUNNER I, LUNDQUIST C B, PEDERSEN A R, et al. Brain computer interface training with motor imagery and functional electrical stimulation for patients with severe upper limb paresis after stroke: a randomized controlled pilot trial[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2024, 21(1): 10. DOI: 10.1186/s12984-024-01304-1.
- [83] MIAO Y, CHEN S, ZHANG X, et al. BCI-based rehabilitation on the stroke in sequela stage[J]. *Neural Plast*, 2020, 2020: 8882764. DOI: 10.1155/2020/8882764.
- [84] CHEN L, GU B, WANG Z, et al. EEG-controlled functional electrical stimulation rehabilitation for chronic stroke: system design and clinical application[J]. *Front Med*, 2021, 15(5): 740-749. DOI: 10.1007/s11684-020-0794-5.
- [85] 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. DOI: 10.1038/s41467-018-04673-z.

(收稿日期：2024-03-14)

(本文编辑：潘天昶)

中国知网