

脑机接口技术及其在神经科学中的应用

巫嘉陵 高忠科

【摘要】 脑机接口是多学科交叉融合的前沿技术,目前已广泛应用于各个领域。本文从脑机接口信号采集、特征提取、特征分类和外部控制设备 4 个关键技术引入,介绍深度学习和复杂网络两项前沿技术在脑机接口系统中的作用与应用,重点归纳脑机接口技术在神经科学领域的应用现状,并探索该项技术在医疗领域中的应用前景与挑战。

【关键词】 神经科学; 脑电描记术; 信号处理,计算机辅助; 综述

Brain-computer interface technology and its applications in neuroscience

WU Jia-ling¹, GAO Zhong-ke²

¹Department of Neurorehabilitation, Tianjin Huanhu Hospital; Tianjin Key Laboratory of Cerebral Vascular and Neurodegenerative Diseases, Tianjin 300350, China

²School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

WU Jia-ling and GAO Zhong-ke contributed equally to the article

Corresponding authors: WU Jia-ling (Email: wywj2009@hotmail.com);

GAO Zhong-ke (Email: zhongkegao@tju.edu.cn)

【Abstract】 Brain - computer interface (BCI) is a cutting - edge technology of interdisciplinary integration, which has been widely used in many fields. This article introduces the four key parts of BCI technology, including signal acquisition, feature extraction, feature classification and external devices manipulation. This review introduces the application status of BCI in the medical field, we focus on the application of network science and deep learning in BCI, including extracting deeper electroencephalography (EEG) signal representations and achieving high-precision classification. Lastly, we explore the application prospects and challenges of BCI in the medical field.

【Key words】 Neurosciences; Electroencephalography; Signal processing, computer - assisted; Review

This study was supported by the National Natural Science Foundation for Excellent Young People of China (No. 61922062).

Conflicts of interest: none declared

脑机接口(BCI)的起源可以追溯至 1924 年 Hans Berger 记录到脑电图,此后经过不断实验,直至 1973 年首次提出这一概念。脑机接口是一种不依赖常规大脑信息输出通路,而将有机生命形式的

脑或神经系统与任何能够处理或计算的设备之间直接连接的新型通讯与控制系统,该项技术融合脑科学、神经科学、信号检测与处理、模式识别等多学科,目前已成为生物医学工程、计算机工程和自动控制工程的前沿技术和研究热点。根据信号采集方式可以分为侵入式和非侵入式两种类型,其中,侵入式脑机接口需经外科手术将侵入式电极芯片植入患者大脑,成本较高且有一定风险^[1];非侵入式脑机接口则直接从头皮获取人类大脑的电信号,是一种更加安全、方便的无创性技术,普遍应用于科学研究和临床治疗,由于脑电信号具有高时间分辨力、设备简单、操作简便等优点,成为非侵入式脑机接口应用最为广泛的信号。

doi:10.3969/j.issn.1672-6731.2021.01.002

基金项目:国家自然科学基金优秀青年科学基金资助项目(项目编号:61922062)

作者单位:300350 天津市环湖医院神经康复科 天津市脑血管与神经变性重点实验室(巫嘉陵);300072 天津大学电气自动化与信息工程学院(高忠科)

巫嘉陵与高忠科对本文有同等贡献

通讯作者:巫嘉陵,Email: wywj2009@hotmail.com;高忠科,Email: zhongkegao@tju.edu.cn

脑机接口通过将受试者大脑神经元活动转换为特定指令以控制外部设备,实现人与外部环境的交互,目前广泛应用于康复医学、生物医学,以及疲劳驾驶检测、情感分析、麻醉监测等诸多领域。2020 年 8 月 29 日,Elon Musk 创办的 Neuralink 公司通过互联网直播公布了脑机接口技术的新进展,并展示了三只植入脑机芯片的小猪,引发全民对脑机接口的热议与关注。然而,脑机接口技术实现大规模商业化应用仍有较长的一段距离,尚存在危害人体健康、数据安全等风险,以及其他亟待解决的难题。本文结合天津大学电气自动化与信息工程学院高忠科教授团队相关研究成果,阐述脑机接口技术在神经科学领域的应用,并提出该项技术参与医疗领域的难点和挑战,期待其在医疗领域取得重大突破。

一、脑机接口系统的重要技术

1. 脑机接口系统的关键技术 完整的脑机接口系统由信号采集、特征提取、特征分类和外部控制设备四部分组成^[2]。(1)信号采集:脑电信号是非侵入式脑机接口应用最广泛的信号,采集方式相对便捷,医疗领域的常用采集设备为干电极脑电采集设备,该设备近年来不断优化,使脑电信号的采集更加便捷、精确。(2)特征提取:其目的是通过预处理后的脑电信号特征有效辨识受试者意图,提取脑电信号特征的常用方法主要包括快速傅里叶变换(FFT)、离散傅里叶变换(DFT)、小波变换(WT)、独立成分分析(ICA)、共同空间模式(CSP)及其一些基于上述方法的改进方法。(3)特征分类:对提取的特征信号进行进一步分类的常用分类器主要有线性分类器、支持向量机(SVM)、神经网络及多种分类器的组合。线性分类器因其表达形式简单、构造简便、可快速对样本分类、稳定性高于非线性分类器而广泛应用,但在很多情况下无法对样本进行精确分类;非线性分类器则在处理复杂问题或数据集非常大时的拟合能力更强,常见的非线性分类器包括决策树(DT)、随机森林(RF)、梯度提升决策树(GBDT)、多层感知机和支持向量机(高斯核)等。近年逐渐涌现出一些新的脑电信号特征提取与分类方法,如深度学习、复杂网络等,与上述传统方法相比,这些新方法可提取更深层和有效的脑电信号特征并实现更准确的分类。(4)外部控制设备:可实现人-机交互,在康复医学领域,脑机接口系统通过控制机械臂、外骨骼机器人而达到有效辅助脑卒中

或脊髓损伤等神经-肌肉病患者的康复训练。

2. 脑机接口系统的前沿技术 有效提取脑电信号特征并准确分类,是脑机接口系统能否正确辨识受试者意图的关键技术,因此特征提取和特征分类是脑机接口的最重要环节之一。近年来,深度学习和复杂网络因其自身特点和优势受到极大关注,成为脑电信号特征提取和分类的新算法。(1)深度学习:是一种端到端的学习方法,可直接从输入信号中提取更深层和内在的信息,已在时间序列、语音识别和自然语言处理等不同领域取得显著成果^[3-5]。传统辨识脑电信号的方法主要由人工提取特征和分类器两部分组成,脑电信号信噪比(SNR)低且不稳定、不同受试者之间差异较大,导致人工提取的脑电信号特征鲁棒性和系统分类性能较差。传统方法对脑电信号的辨识在很大程度上取决于人工提取的信号特征,深度学习模型则不依赖人工提取特征,而是逐层提取数据中较高级的特征表征^[6],从而实现计算速度和分类准确性的同步提高,目前已成功应用于脑电信号的辨识。常用的深度学习模型包括卷积神经网络(CNN)、由多个受限玻尔兹曼机(RBM)堆叠的深度置信网络(DBN)、递归神经网络(RNN)和长短时记忆神经网络(LSTM)等。近年来,高忠科教授团队采用深度学习模型解决了多个领域中脑电信号辨识的难题,取得了一系列进展:2019年,提出一种基于脑电信号的新型时空卷积神经网络,用于检测驾驶员的疲劳程度,可实现高达97.37%的分类精度^[7];2020年,采用一种新的基于脑电图通道融合密集卷积神经网络实现情感识别,并在情绪公开数据集上的分类结果达到国际先进水平^[8];同年,采用基于巧合过滤的方法进一步建立人工特征与卷积神经网络之间的联系,并通过模拟人工提取特征模式设计卷积神经网络,从而实现基于脑电信号的高精度情绪识别和疲劳驾驶检测^[9]。(2)复杂网络:是一门多学科交叉理论^[10],可将复杂系统以网络形式进行表述,便于对复杂系统的分析和研究。2018年,高忠科教授团队提出一种基于有限穿越可视图的心电信号监测方法,根据健康对照者、充血性心力衰竭患者和房颤患者的RR间隙心电信号构建有限穿越可视图复杂网络,并结合随机森林器分类网络指标,最终实现达93.5%的分类精度,且具有较好的抗噪特性^[11]。人类大脑是极其复杂的系统,将脑电极设为节点,通过不同电极之间的关联测度确定网络边缘以建立脑网络。将复杂

网络与脑机接口相结合可以基于网络测度指标分析不同状态下脑网络的连接机制和拓扑结构,从而实现脑机接口在多个领域的应用。例如,分析神经系统疾病患者脑网络结构变化,可以揭示脑功能模式与疾病进展之间的关系;对不同任务态下的脑电活动进行分类等。2020年,高忠科教授团队最新提出一种基于视觉诱发电位(VEP)的复杂网络与深度学习集成算法,为脑机接口系统提供了一种特征提取和特征分类的新思路^[12]。

二、脑机接口在神经科学中的应用

脑机接口在神经科学中的应用主要分为三类。

(1) 直接用途是为存在严重功能障碍的患者建立与外界交流的通道,即通过受试者指令性脑电信号控制外部设备,辅助患者进行肢体运动,如外骨骼机器人、机械臂、康复轮椅等。2012年,意大利比萨市圣安娜高等学校通信和感知技术研究所感知机器人技术实验室研发出一种由凝视脑机接口驱动控制的新型上肢外骨骼康复机器人,通过脑机接口系统在线识别患者意图并辅助患者抓取真实物体^[13]。(2) 通过外部干预修复患者运动神经通路,恢复运动功能。2016年,美国杜克大学将脑机接口系统、虚拟现实(VR)设备与可穿戴外骨骼机器人结合,使患者通过脑电活动得以恢复腿部肌肉的自由活动,以及下肢的触觉和痛觉感知^[14]。2019年,新加坡国立大学和国立大学医院神经内科和康复医学科共同研发出一种基于脑机接口的软体机器人手套(BCI-SRG),通过康复训练使患者掌握并操纵物体,经过为期6周的训练,接受脑机接口干预的患者上肢存在明显的运动感,即使不再应用康复设备依然具有与应用康复设备进行康复训练时相同的运动感^[15]。(3) 通过对脑电信号的分类与识别,实现对部分神经系统疾病和心理疾病的监测与康复治疗。例如,通过聊天机器人治疗重度抑郁症^[16]、阿尔茨海默病^[17];通过监测脑电信号监测外科手术麻醉深度^[18];通过脑机接口设备对睡眠障碍性疾病患者的睡眠质量进行高精度监测并干预治疗^[19]等。

1. 脑机接口在脑卒中的应用 脑卒中后运动功能障碍可通过运动神经重组或中枢神经系统重塑得到改善。神经可塑性是中枢神经损伤后躯体功能恢复的神经生理学基础,基于脑电信号的脑机接口系统可将脑卒中患者的主动意识加入到康复训练中,激活运动神经,重建其受损的神经通路,以实现运动功能的康复。该方法不依赖患者残留的功

能,可应用于脑卒中任何阶段以改善患者运动功能,同时使康复训练过程更加便捷、舒适和经济。脑卒中患者在应用脑机接口系统进行康复训练的过程中可产生多种运动意图,进而产生不同类型的脑电信号,以辨识脑电信号中蕴含的真实意图。首先,通过特征提取方法提取不同于其他运动意图的显著特征,然后根据所提取的特征选择适宜的分类器进行分类,以辨识真实的运动意图。将复杂网络和深度学习技术应用于运动想象信号的特征提取和分类任务中,既可改善传统方法的性能,又可提高分类的准确性。2018年,高忠科教授团队提出一种基于小波时频的复杂网络方法,从复杂网络角度表征产生运动想象信号的脑电活动,并在执行运动想象任务中有效揭示关键节点^[20];同时还提出一种新的基于受限玻尔兹曼机的深度学习解码运动想象信号的模型,以提取的新的脑电信号特征,进一步改进运动图像分类性能^[21]。现有研究已初步证实,脑机接口系统对脑卒中患者的功能康复具有辅助疗效,并可影响神经功能可塑性。Wang等^[22]以脑卒中慢性期患者为观察对象,评价脑机接口联合机器人指导康复训练之疗效,结果表明,在脑机接口联合机器人的指导下患者可通过适当的神经引导使运动功能持续改善、反馈神经的可塑性不断增强,且各项数据均优于无指导组。随后,有学者开始关注脑机接口干预治疗后亚急性脑卒中患者的康复效果,从而有助于更好、更快地恢复运动功能。对亚急性脑卒中患者的临床对照观察显示,与常规康复训练组相比,脑机接口上肢康复训练组患者经过为期4周的训练,其神经功能评分提高、神经功能连接加强^[23]。通过脑机接口辅助亚急性脑卒中患者手部运动想象训练研究亦进一步证实,经过连续4~6周的训练,脑机接口辅助组患者康复评分显著高于无脑机接口辅助训练者^[24]。采用脑机接口康复系统中的反馈环,受试者可将输出结果与自身期望进行对比,然后进行自我意识调节,从而促进康复设备实现更加符合期望的训练模式。基于运动想象的脑机接口康复系统主要包括功能性电刺激(FES)、运动辅助机器人和虚拟现实3种反馈方式^[25]。功能性电刺激术可为脑机接口干预后大脑皮质活动提供有价值的信息^[26],研究表明,脑机接口联合功能性电刺激术进行脑卒中康复训练的效果优于二者单独应用^[27]。机器人手部训练可以显著促进脑卒中患者运动功能的康复,且基于分形维

数的脑电信号复杂度分析和基于 fMRI 的连通性分析可检测神经系统可塑性的变化^[28]。Lu 等^[29]采用运动想象控制脑机接口机器人对脑卒中慢性期患者进行麻痹手腕的伸展和屈曲运动,经过 6 周的康复训练,约 81% 的患者腕关节背伸功能有一定程度的恢复。Vourvopoulos 等^[30]证明将虚拟现实与运动想象康复系统相结合,可以改善患者的功能评分,并且可以提高脑部运动网络的神经可塑性。

2. 脑机接口在癫痫预测中的应用 目前全球约有 6500 万例癫痫患者,超过 30% 的患者难以通过抗癫痫药物或外科手术治愈。由于癫痫发作早期特征不明确、脑电信号时变性强,迄今尚无可靠的标志物进行早期预警。众多研究者试图基于脑电信号寻找一种预测癫痫发作的方法,但是建立高精度性、高敏感性、高特异性的癫痫预测系统极具挑战性。鉴于深度学习和复杂网络的自身特性,将其与脑机接口相结合,可以提高癫痫预测系统的敏感性和特异性。2017 年,高忠科教授团队分别基于正常状态和癫痫发作时的脑电信号构建了可视图,采用聚类系数、聚类系数熵和平均度值以表征不同状态下的脑网络拓扑结构,并结合支持向量机进行癫痫分类,准确率高达 100%^[31]。随后,Tsiouris 等^[32]基于脑电信号对癫痫发作进行预测,采用两层长短时记忆神经网络评估不同时间窗内的预测性能,准确预测 185 例次发作。Usman 等^[33]采用卷积神经网络进行基于脑电图信号的特征提取,通过机器学习分类器进行分类,使癫痫预测的敏感性和特异性提高。

3. 脑机接口在睡眠障碍性疾病中的应用 现代社会快节奏的生活方式和高压的工作压力使睡眠障碍性疾病成为不可回避的社会问题。睡眠障碍与心血管、内分泌、呼吸和消化等多个系统疾病密切相关,不仅使慢性疾病的患病风险增加,而且使疾病的治疗难度增加并影响预后,因此,针对睡眠期脑电信号客观分期或评估的研究逐渐受到重视,同时,基于脑电信号的疲劳状态识别和预警可以有效降低过度疲劳引发的工作危险。由此可见,构建可靠、稳定的睡眠质量自动监测系统是十分重要且具有挑战性的任务。传统睡眠监测方法是在脑电信号中提取时域、频域和时频域特征,并拼接成特征向量,由于受试者与采集硬件之间的差异使得这些方法无法适用于更广泛的人群,深度学习和复杂网络的引入则使这一问题的改善成为可能。Supratak 等^[34]利用卷积神经网络提取脑电信号不变

的特征,通过双向长短时记忆神经网络自动学习各睡眠阶段的脑电信号转换规律,实现在不同脑电数据集的原始单通道中自动学习睡眠阶段的特征。Cai 等^[35]结合深度学习和复杂网络,提出一种图-时间融合的双输入卷积神经网络睡眠监测方法,该方法无需人工提取脑电信号在各睡眠阶段的特征即可实现睡眠阶段的自动监测。

4. 脑机接口在阿尔茨海默病中的应用 阿尔茨海默病目前仍处于无理想根治疗法的阶段,给患者、家庭和社会医疗卫生服务带来巨大负担。阿尔茨海默病的早期诊断对降低其发病率具有关键作用,脑电信号的获取相对便捷且无创,已经证实其在疾病的早期诊断中具有一定潜力^[36-37]。Morabito 等^[38]基于脑网络分析,揭示阿尔茨海默病患者的脑功能模式与疾病进展之间的关联性,可以通过特征路径长度、聚集系数、全局效率等指标定量评估阿尔茨海默病的进展。Ismail 等^[39]提出一种基于脑电信号的阿尔茨海默病早期诊断高性能系统,采用深度神经网络将疑似患者区分为认知功能障碍、阿尔茨海默病和健康者。

此外,脑机接口在重度抑郁症^[40]、肌萎缩侧索硬化症^[41]等疾病的康复治疗中也取得了显著成果。

三、脑机接口在神经科学中的应用前景与挑战

脑机接口在神经科学中的应用主要存在以下难点与挑战:(1)脑机接口系统易受外部环境的影响或因自身原因产生干扰性脑电信号,而在原始脑电信号中寻找有效的任务相关信号并提取特征、探索神经活跃模式并进行准确分类,是脑机接口系统应用于医疗领域的最具挑战性也是最重要的任务。(2)不同受试者之间脑电信号差异较大,更换脑机接口系统的受试者需对新系统进行重新校准,现有的脑机接口系统自适应性较差。为实现脑机接口系统在不同受试者之间的高效应用,需提高系统的自适应性。(3)脑机接口应用于医疗领域特别是康复领域,是人-机互动的过程,受试者自身健康状况与脑机接口工作效率密切相关,如何提高低认知水平患者的脑机接口效率是一项重大挑战。(4)脑机接口在医疗领域的广泛应用还需解决脑机接口设备的便捷性问题,包括脑电信号采集设备、外部控制设备等,以及脑机接口的经济性问题,真正做到脑机接口服务于更多有需求的患者。脑机接口技术对社会发展具有强大的推动力,目前已经成为各国科技竞争的战略高地。我国在脑机制基础研究、

脑疾病早期诊断与干预、类脑智能器件 3 个前沿领域已取得国际领先成果,可以为未来我国脑机接口发展与应用提供强有力的技术支撑与广泛的应用平台。

总之,脑机接口技术不仅解决了传统医学治疗方式的缺陷,同时丰富了治疗手段和治疗思路。目前,脑机接口技术在全球的发展十分迅速并得到各国政府的大力支持,但在硬件和软件研发方面仍存在许多瓶颈,需各学科研究人员的协同合作,以促进脑机接口在临床医疗实践中的应用,提高脑机接口的实用性和便捷性,造福更多患者。

利益冲突 无

参 考 文 献

- [1] Chen SG, Jia J. Application of brain - computer interface in rehabilitation of hand function after stroke (review) [J]. *Zhongguo Kang Fu Li Lun Yu Shi Jian*, 2017, 23:23-26.[陈树耿, 贾杰. 脑机接口在脑卒中手功能康复中的应用进展[J]. *中国康复理论与实践*, 2017, 23:23-26.]
- [2] Gao ZK, Dang WD, Wang XM, Hong XL, Hou LH, Ma K, Matjaž P. Complex networks and deep learning for EEG signal analysis[J]. *Cogn Neurodyn*, 2020.[Epub ahead of print]
- [3] Gharehbaghi A, Linden M. A deep machine learning method for classifying cyclic time series of biological signals using time-growing neural network [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2018, 29:4102-4115.
- [4] Siniscalchi SM, Ge FP, Huang Z, Lee CH, Wu B, Li KH, Yang ML. An end - to - end deep learning approach to simultaneous speech dereverberation and acoustic modeling for robust speech recognition [J]. *IEEE J Selected Topics Signal Processing*, 2017, 11:1289-1300.
- [5] Wang DY, Su JL, Yu HB. Feature extraction and analysis of natural language processing for deep learning English Language [J]. *IEEE Access*, 2020, 8:46335-46345.
- [6] Cecotti H, Gräser A. Convolutional neural networks for P300 detection with application to brain - computer interfaces [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2011, 33:433-445.
- [7] Gao Z, Wang X, Yang Y, Mu C, Cai Q, Dang W, Zuo S. EEG-based spatio - temporal convolutional neural network for driver fatigue evaluation [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2019, 30:2755-2763.
- [8] Gao ZK, Wang XM, Yang YX, Li YL, Ma K, Chen GR. A channel - fused dense convolutional network for EEG - based emotion recognition [J]. *IEEE Trans Cogn Dev Syst*, 2020. [Epub ahead of print]
- [9] Gao ZK, Li Y, Yang YX, Dong NL, Yang X, Grebogi C. A coincidence-filtering-based approach for CNNs in EEG-based recognition[J]. *IEEE Trans Ind Inform*, 2020, 16:7159-7167.
- [10] Gao J, Barzel B, Barabási AL. Universal resilience patterns in complex networks[J]. *Nature*, 2016, 530:307-312.
- [11] Gao ZK, Small M, Kurths J, Kurths J, Kurths J. Complex network analysis of time series [J]. *New J Phys*, 2017, 116:50001.
- [12] Gao ZK, Dang WD, Liu MX, Guo W, Ma K, Chen GR. Classification of EEG signals on VEP-based BCI systems with broad learning[J]. *IEEE Trans Syst, Man, Cybernetics: Syst*, 2020.[Epub ahead of print]
- [13] Frisoli A, Loconsole C, Leonardis D, Banno F, Barsotti M, Chisari C, Bergamasco M. A new gaze-BCI-driven control of an upper limb exoskeleton for rehabilitation in real-world tasks[J]. *IEEE Trans Systems, Man, Cybernetics: Syst*, 2012, 42:1169-1179.
- [14] Donati AR, Shokur S, Morya E, Campos DS, Muioli RC, Gitti CM, Augusto PB, Tripodi S, Pires CG, Pereira GA, Brasil FL, Gallo S, Lin AA, Takigami AK, Aratanha MA, Joshi S, Bleuler H, Cheng G, Rudolph A, Nicoletti MA. Long-term training with a brain - machine interface - based gait protocol induces partial neurological recovery in paraplegic patients[J]. *Sci Rep*, 2016, 6:30383.
- [15] Cheng N, Phua KS, Lai HS, Tam PK, Tang KY, Cheng KK, Yeow RC, Ang KK, Guan C, Lim JH. Brain-computer interface-based soft robotic glove rehabilitation for stroke[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, 67:3339-3351.
- [16] Dang WD, Gao ZK, Sun XL, Li R, Cai Q, Grebogi C. Multilayer brain network combined with deep convolutional neural network for detecting major depressive disorder [J]. *Nonlinear Dyn*, 2020, 102:667-677.
- [17] Kang Y, Escudero J, Shin D, Ifeachor E, Marmarelis V. Principal dynamic mode analysis of EEG data for assisting the diagnosis of Alzheimer's disease[J]. *IEEE J Transl Eng Health Med*, 2015, 3:1800110.
- [18] Kortelainen J, Vayrynen E, Seppänen T. Isomap approach to EEG - based assessment of neurophysiological changes during anesthesia[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2011, 19:113-120.
- [19] Memar P, Faradji F. A novel multi-class EEG-based sleep stage classification system[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2018, 26:84-95.
- [20] Gao ZK, Wang Z, Ma C, Dang WD, Zhang K. A wavelet time-frequency representation based complex network method for characterizing brain activities underlying motor imagery signals [J]. *IEEE Access*, 2018, 6:65796-65802.
- [21] Lu N, Li T, Ren X, Miao H. A deep learning scheme for motor imagery classification based on restricted boltzmann machines [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2017, 25:566-576.
- [22] Wang X, Wong WW, Sun R, Chu WC, Tong KY. Differentiated effects of robot hand training with and without neural guidance on neuroplasticity patterns in chronic stroke [J]. *Front Neurol*, 2018, 9:810.
- [23] Wu Q, Yue Z, Ge YX, Ma D, Yin H, Zhao HL, Liu G, Wang J, Dou WB, Pan Y. Brain functional networks study of subacute stroke patients with upper limb dysfunction after comprehensive rehabilitation including BCI training[J]. *Front Neurol*, 2020, 10:1419.
- [24] Mattia D, Pichiorri F, Colamarino E, Masciullo M, Morone G, Toppi J, Pisotta I, Tamburella F, Lorusso M, Paolucci S, Puopolo M, Cincotti F, Molinari M. The promoter, a brain - computer interface-assisted intervention to promote upper limb functional motor recovery after stroke: a study protocol for a randomized controlled trial to test early and long-term efficacy and to identify determinants of response[J]. *BMC Neurol*, 2020, 20:254.
- [25] Khan MA, Das R, Iversen HK, Puthusserypady S. Review on motor imagery based BCI systems for upper limb post - stroke neurorehabilitation: from designing to application [J]. *Comput Biol Med*, 2020, 123:103843.
- [26] Carino - Escobar RI, Carrillo - Mora P, Valdés - Cristerna R, Rodríguez - Barragan MA, Hernández - Arenas C, Quinzanos - Fresnedo J, Galicia - Alvarado MA, Cantillo - Negrete J.

- Longitudinal analysis of stroke patients' brain rhythms during an intervention with a brain - computer interface [J]. *Neural Plast*, 2019:ID7084618.
- [27] Osuagwu BC, Wallace L, Fraser M, Vuckovic A. 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, 13:065002.
- [28] Khan A, Chen C, Yuan K, Wang X, Mehra P, Liu Y, Tong KY. Changes in electroencephalography complexity and functional magnetic resonance imaging connectivity following robotic hand training in chronic stroke[J]. *Top Stroke Rehabil*, 2020.[Epub ahead of print]
- [29] Lu RR, Zheng MX, Li J, Gao TH, Hua XY, Liu G, Huang SH, Xu JG, Wu Y. Motor imagery -based brain -computer interface control of continuous passive motion for wrist extension recovery in chronic stroke patients[J]. *Neurosci Lett*, 2020, 718:134727.
- [30] Vourvopoulos A, Jorge C, Abreu R, Figueiredo P, Fernandes JC, Bermúdez I Badia S. Efficacy and brain imaging correlates of an immersive motor imagery BCI-driven VR system for upper limb motor rehabilitation: a clinical case report[J]. *Front Hum Neurosci*, 2019, 13:244.
- [31] Gao ZK, Cai Q, Yang YX, Dong N, Zhang SS. Visibility graph from adaptive optimal kernel time-frequency representation for classification of epileptiform EEG[J]. *Int J Neural Syst*, 2017, 27:1750005.
- [32] Tsiouris KM, Pezoulas VC, Zervakis M, Konitsiotis S, Koutsouris DD, Fotiadis DI. A long short-term memory deep learning network for the prediction of epileptic seizures using EEG signals[J]. *Comput Biol Med*, 2018, 99:24-37.
- [33] Usman SM, Khalid S, Aslam M. Epileptic seizures prediction using deep learning techniques[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:39998-40007.
- [34] Supratak A, Dong H, Wu C, Guo Y. DeepSleepNet: a model for automatic sleep stage scoring based on raw single-channel EEG [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2017, 25:1998-2008.
- [35] Cai Q, Gao ZK, An JP, Gao S, Grebogi C. A graph-temporal fused dual - input convolutional neural network for detecting sleep stages from EEG signals[J]. *IEEE Trans Circuits Syst I-express Briefs*, 2020.[Epub ahead of print]
- [36] Jeong J. EEG dynamics in patients with Alzheimer's disease [J]. *Clin Neurophysiol*, 2004, 115:1490-1505.
- [37] Dauwels J, Vialatte F, Cichocki A. Diagnosis of Alzheimer's disease from EEG signals: where are we standing [J]? *Curr Alzheimer Res*, 2010, 7:487-505.
- [38] Morabito FC, Campolo M, Labate D, Morabito G, Bonanno L, Bramanti A, de Salvo S, Marra A, Bramanti P. A longitudinal EEG study of Alzheimer's disease progression based on a complex network approach [J]. *Int J Neural Syst*, 2015, 25: 1550005.
- [39] Ismail M, Hofmann K, Abd EI Ghany MA. Early diagnoses of Alzheimer using EEG data and deep neural networks classification[C]. 2019 IEEE Global Conference on Internet of Things (GCIoT), Dubai: United Arab Emirates, 2019: 1-5.
- [40] Sun ST, Li XW, Zhu J, Wang Y, La R, Zhang XM, Wei LQ, Hu B. Graph theory analysis of functional connectivity in major depression disorder with high-density resting state EEG data [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2019, 27:429-439.
- [41] Sorbello R, Tramonte S, Giardina ME, La Bella V, Spataro R, Allison B, Guger C, Chella A. A human-humanoid interaction through the use of BCI for locked-in ALS patients using neurobiological feedback fusion[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2018, 26:487-497.

(收稿日期:2021-01-09)

(本文编辑:彭一帆)

· 小词典 ·

中英文对照名词词汇(一)

阿尔茨海默病 Alzheimer's disease(AD)

白细胞介素 interleukin(IL)

变异系数 coefficient of variation(CV)

表观正常脑白质 normal-appearing white matter(NAWM)

屏气指数 breath-holding index(BHI)

搏动指数 pulsatility index(PI)

不明原因型 stroke of undetermined etiology(SUE)

部分各向异性 fractional anisotropy(FA)

残疾所致的健康寿命损失年

years lost due to disability(YLD)

长短时记忆神经网络

long short-term memory networks(LSTM)

传递函数分析 transfer function analysis(TFA)

磁敏感加权成像 susceptibility-weighted imaging(SWI)

大动脉粥样硬化 large artery atherosclerosis(LAA)

大脑中动脉闭塞 middle cerebral artery occlusion(MCAO)

大脑中动脉高密度征

hyperdense middle cerebral artery sign(HMCAS)

单胺氧化酶 monoamine oxidase(MAO)

胆汁酸受体 farnesoid X receptor(FXR)

低密度脂蛋白受体相关蛋白 1

low-density lipoprotein receptor-related protein 1(LRP1)

递归神经网络 recursive neural network(RNN)

电子健康记录 electronic health record(HER)

 β -淀粉样蛋白 amyloid β -protein(A β)

动脉自旋标记 arterial spin labeling(ASL)

动态脑血流自动调节 dynamic cerebral autoregulation(dCA)

动态血压监测

ambulatory blood pressure monitoring(ABPM)

独立成分分析 independent component analysis(ICA)

短链脂肪酸 short chain fatty acids(SCFAs)

多模态血流血压分析

multimodal pressure-flow analysis(MMPF)

4',6-二脒基-2-苯基吲哚

4',6-diamidino-2-phenylindole(DAPI)

二氧化碳分压 partial pressure of carbondioxide(PaCO₂)

C-反应蛋白 C-reactive protein(CRP)