

2018年脑机接口研发热点回眸

陈小刚¹, 王毅军^{2*}, 张丹^{3*}

1. 中国医学科学院北京协和医学院生物医学工程研究所, 天津 300192

2. 中国科学院半导体研究所, 北京 100083

3. 清华大学社会科学学院心理学系, 北京 100084

摘要 脑机接口提供了人脑与外部设备之间的直接通信通道, 它的独特之处是不依赖于外周神经和肌肉组织。近年来, 脑机接口领域发展迅速, 脑机接口研究正在不断扩展, 其应用范围也在不断扩大。本文综述了2018年脑机接口领域在系统应用与关键技术方面所取得的重要研究进展, 展望了脑机接口智能化、移动化的发展新趋势, 并提出脑机接口伦理风险的新思考。

关键词 脑机接口; 脑磁图; 脑-脑接口

脑机接口(brain computer interface, BCI)是一种基于计算机的系统, 可实时获取、分析脑信号并将其转换为输出命令, 以实现对外部设备的控制^[1]。脑机接口提供了不依赖外周神经和肌肉组织的全新人机交互通道, 在人机信息交互与控制、脑状态监测、教育与游戏等领域有着广泛的应用前景^[2-6]。随着神经科学、传感器技术、生物相容性材料和嵌入式计算等技术的不断发展, 脑机接口技术日趋成熟并得到了国内外的广泛关注^[7]。例如, 美国国防高级研究局(DARPA)于2018年3月发布“下一代非手术神经技术”(N3)项目征询书, 旨在开发高分辨率的非手术双向神经接口, 能够读取大脑信号和向大脑写入信号, 并具备面向健康人群应用的可行途径^[8]。在2018世界机器人大会的主论坛上, 中国电子学会公布了《新一代人工智能领域十大最具成长性技术展望(2018—2019)》, 智能脑机交互赫然在列。本文立足于脑机接口领域研究动态, 介绍2018年

脑机接口领域的重要进展及推动脑机接口研究取得重要突破的新技术和新方法。

1 应用系统实现: 更为有效的控制

1.1 运动恢复

基于脑机接口控制的功能性电刺激(functional electrical stimulation, FES)技术为重新建立脑与瘫痪肢体之间的连接提供了一种新型康复方法, 以恢复肢体功能。2018年11月, 美国巴特纪念研究所的研究团队将脑机接口与功能性电刺激相结合, 使得因脊髓损伤而导致四肢瘫痪者可以控制自己已经瘫痪的上肢完成抓放任务。在该项研究中, 研究者通过植入患者左侧初级运动皮层负责手部运动区域的微电极阵列, 获取患者脑神经信号实现侵入式脑机接口系统, 以控制缠绕在患者已瘫痪手臂表面的功能性电刺激(图1^[9])。

收稿日期: 2019-01-02; 修回日期: 2019-01-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(61431007, 61671424, 61603416, U1736220); 中国科协青年人才托举工程项目(2015QNRC001); 国家社会科学基金重大项目(17ZDA323)

作者简介: 陈小刚, 副研究员, 研究方向为脑机接口, 电子信箱: chenxg@bme.cams.cn; 王毅军(通信作者), 研究员, 研究方向为脑机接口和神经计算, 电子信箱: wangyj@semi.ac.cn; 张丹(共同通信作者), 特别研究员, 研究方向为脑机接口与社会神经科学, 电子信箱: dzhang@tsinghua.edu.cn

引用格式: 陈小刚, 王毅军, 张丹. 2018年脑机接口研发热点回眸[J]. 科技导报, 2019, 37(1): 173-179; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2019.01.019

针对该系统,研究者提出了一种新颖的神经网络解码框架,可以同时从正确率、速率、寿命和功能4方面提高脑机接口性能。利用患者的脑神经信号,离线验证了所构建的脑机接口解码器具有较高的正确率,通过将其与无监督更新方法相结合,在没有再训练的情况下维持高性能脑机接口控制超过1年。与同类竞争方法相比,该解码器响应更快,并且可以通过迁移学习技术以最少的训练扩展功能。该项研究还显示,通过利用患者想象手部运动的历史数据校准的解码器,可以成功地对功能性电刺激进行实时控制,从而使使用患者已瘫痪的上肢完成抓放任务。离线和在线结果验证了所开发的脑机接口解码器可以准确、快速、持久地工作,且在基本不需要再训练的情况下学习新功能^[9]。该项成果发表在《Nature Medicine》上。

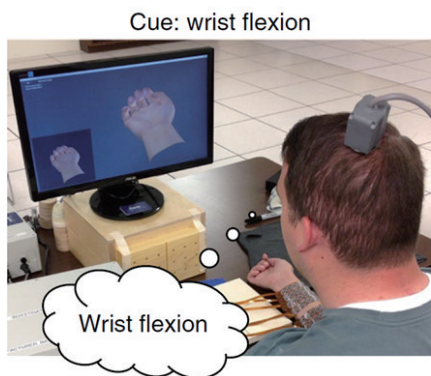


图1 脑机接口-功能性电刺激系统和实验装置
Fig. 1 BCI-FES system and experimental setup

脑机接口在脑卒中康复中的应用是将脑信号转换为瘫痪肢体的意图运动。但是目前基于脑机接口的治疗方案的功效和机制尚不清楚。瑞士洛桑理工学院的研究团队通过对比基于脑电(electroencephalogram, EEG)的无创脑机接口-功能性电刺激和假刺激的疗效(图2^[10]),发现脑机接口-功能性电刺激相较于假刺激能够更为有效、持续地恢复慢性脑卒中患者的运动功能,并且这种功能恢复与功能神经可塑性量化指标相关,患者在干预后表现出显著的功能恢复,且在干预结束后持续了6~12个月。脑电分析发现,脑机接口-功能性电刺激组患者治疗前后的主要区别是受损脑半球运动区之间的功能连接增强,并且这种功能连接的增强与运动功能的恢复显著相关。该项研究阐明了脑机接口-功能性电刺激如何通过身体自然传出与传入通路

的偶然激活来驱动显著的功能恢复和有目的的可塑性^[10]。该研究成果发表在《Nature Communications》上。

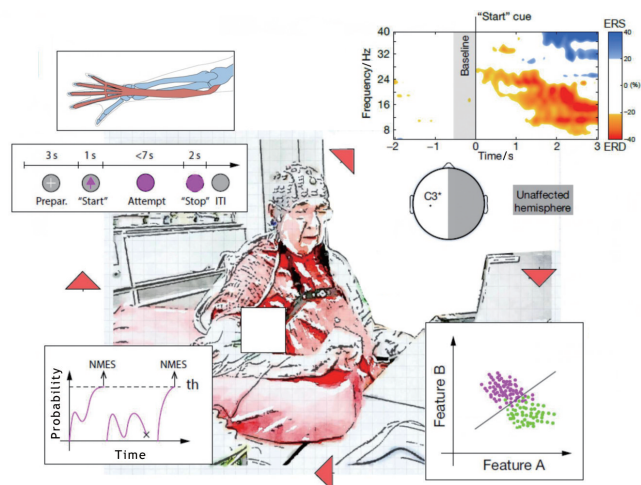


图2 脑驱动的功能性电刺激

Fig. 2 Brain-actuated functional electrical stimulation

1.2 用户训练

目前,想象运动脑机接口研究主要关注于机器学习,即如何识别与特定模式想象运动相关的脑信号,而在很大程度上忽视了脑机接口操作时的用户训练。瑞士洛桑理工学院的研究团队提出的基于机器学习、用户训练和应用示范的相互学习(mutual learning)方法可以形成脑机接口-用户共生系统,进而强有力地促进用户习得脑机接口技能,并使系统在诸如Cybathlon运动会脑机接口比赛(Cybathlon BCI race)等实际场景中取得成功。两名患有严重慢性脊髓损伤的患者通过该相互学习方法进行训练,能够成功地利用脑机接口控制他们的虚拟化身。该项研究是为数不多的能够提供关于脑机接口训练过程中用户学习有效性的多方面证据研究之一^[11],提示脑机接口的使用是一种技能的习得,而不简单是“思维解读”。该项成果发表在《PLoS Biology》上。

1.3 脑控轮椅

脑机接口的一大挑战是从大脑活动中解读用户的运动意图,同时最大限度地减少用户负担(user effort)。2018年5月,日本CNRS-AIST关节机器人实验室的研究团队在《Science Advances》上报道了一种用于解码感觉运动预测误差的脑机接口方法(图3^[12])。该方法有望大幅减少与用户相关的约束。因前庭反馈是身体转动过程中的主要反馈,该项研究采用电流前庭刺

激 (galvanic vestibular stimulation, GVS)。研究者在用户进行想象活动过程中给予阈下刺激并记录脑电。该系统解码的内容并非为用户意图运动,而是解码对应于用户意图运动的感觉预测是否与阈下感觉刺激相匹配。在 12 名执行轮椅转向任务的健康人中,该系统能够快速(96 ms 内)表征运动且无需训练。该项研究表明,阈下刺激也会引起预测误差并且来自脑电的预测误差的解码可以从根本上提高运动意图解码性能。此外,因所采用的是阈下刺激,对用户而言无额外的认知负荷^[12]。

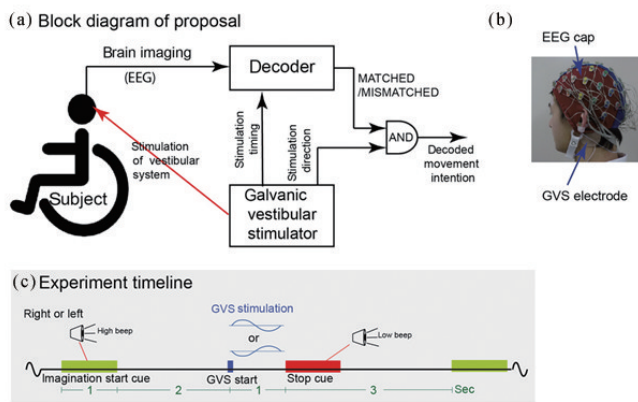


图3 基于感觉预测误差的脑机接口

Fig. 3 Sensory prediction error-based BCI

2 关键技术进展:新硬件、新算法、新范式

2.1 新硬件

脑机接口系统的第一步是信号获取,它通过硬件以采集用户的脑信号。采集硬件在一定程度上决定了所获取信号的质量及最终的脑机接口控制效果。采集硬件的改善将提高信号质量、使用寿命及扩宽使用人群,促进脑机接口领域的变革和创新。2018年3月,西班牙加泰罗尼亚纳米科学和纳米技术研究所的研究团队在《Advanced Functional Materials》上报道了可用于皮层脑电记录的柔性石墨烯溶液门控场效应晶体管 (solution-gated field-effect transistor, SGFET) 技术(图 4^[13])。在该项研究中,研究者通过自发慢波活动、视听觉诱发响应以及癫痫大鼠模型中的同步活动的研究验证了石墨烯技术适合于皮层脑电记录。并通过深入比较石墨烯溶液门控场效应晶体管和铂黑电极的信噪比证实了石墨烯溶液门控场效应晶体管技术正在接近现有神经技术的性能。考虑到石墨烯溶液门控场效应晶体管技术具有灵活性、生物相容性以及优异的神经记

录性能,研究者认为石墨烯溶液门控场效应晶体管技术将代表有助于推进当前体内神经电生理研究的强大技术^[13]。英国诺丁汉大学的研究团队开发了一种脑磁图(magnetoencephalography, MEG)系统(图 5^[14]),可以像戴头盔一样佩戴,且在扫描过程中允许被扫描者自由、自然的运动。这主要得益于集成了不依赖于超导技术的量子传感器和用于归零背景磁场的方法。在该项研究中,研究者展示了被扫描者进行自然运动的同时,系统以毫秒分辨率对被扫描者进行电生理测量。该系统与当前最先进的技术相比具有很好的可比性。这种不需要超导技术的创新脑磁方法的发展可能在不久的将来引领新一代轻巧、可穿戴的神经成像,进而推动基于脑磁的脑机接口的实用化进程^[14]。

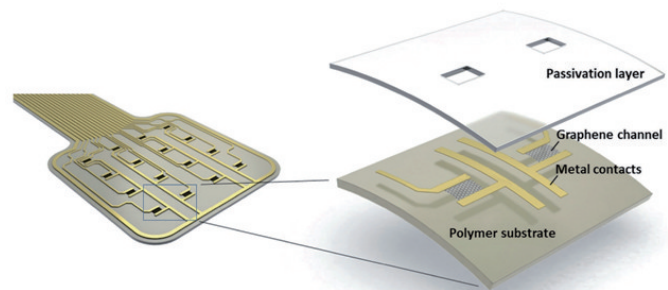


图4 石墨烯溶液门控场效应晶体管阵列示意

Fig. 4 Schematic of the graphene SGFET array



图5 新一代脑磁图系统

Fig. 5 A new generation MEG system

2.2 新算法

脑机接口的算法部分主要涉及从所获取的脑信号中解码用户的意图。高效的神经解码算法能够显著提高解码精度,进而提高脑机接口的性能。诸如机器学习

习、深度学习等先进信号处理方法在提高脑机接口性能方面表现出较大的潜力。中国科学院半导体研究所及合作研究团队提出了基于任务相关成分分析的目标识别算法,以提高稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)脑机接口的性能。在该项研究中,研究者利用所提出的脑电解码算法实现了一套40目标脑机接口字符输入系统,并获得了高达325.33 bit/min的通信速率,为已报道的脑机接口字符输入系统的最高通信速率^[15]。与此同时,该研究团队还验证了基于任务相关成分分析的解码算法同样适用于对干电极获取的信号进行分类,并获得了92.35 bit/min的通信速率,为目前基于干电极的脑机接口的最高通信速率^[16]。来自华东理工大学的研究团队提出了一种基于多核极限学习机(multi-kernel extreme learning machine, MKELM)的方法,以提高想象运动脑电分类效果。在该项研究中,研究者基于两个公共的想象运动脑机接口数据集验证了该方法比其他竞争方法具有更高的分类精度^[17]。加州大学圣迭戈分校的研究团队提出了应用层次聚类(applying hierarchical clustering)评估在模拟驾驶任务中收集的大规模脑电数据的个体间和个体内差异性,并验证跨个体迁移基于脑电的疲劳检测模型的可行性。基于来自于其他个体的大规模模型池和来自新个体的少量警报基线校准数据,开发了用于检测疲劳的个体迁移框架。模型池确保了正向模型迁移的可用性,而警报基线数据作为池中解码模型的选择器。与传统的个体内方法相比,当有足够的现有数据时,所提出的框架能显著地将新个体所需的校准时间减少90%,而不影响系统性能。这些结果表明,实现即插即用疲劳检测的实用途径,可以点燃众多实际脑机接口应用^[18]。美国陆军研究实验室的研究团队提出了一种基于深度学习、可适用于不同实验范式的脑电识别网络,即EEGNet。对于P300、错误相关负响应、运动相关皮层电位和感觉运动节律4种不同脑机接口范式的脑电信号,在受试内识别和跨受试识别中,该模型均具有较好的识别性能和泛化能力,并且其学习到的特征具有较好的可解释性^[19]。

2.3 新范式

近年来,诸多新范式的涌现推动了脑机接口技术的发展。通信领域中的信号调制和解调方法已被证实可以用于开发具有鲁棒系统性能的新范式。美国卡耐基梅隆大学的研究团队通过结合内隐空间注意(overt

spatial attention, OSA)和想象运动开发了一种全新的用于三维控制的脑机接口范式,验证了基于脑电的无创脑机接口能够提供鲁棒的三维控制。该范式可以拓宽脑机接口控制的维度以及缩短训练时间^[20]。天津大学的研究团队提出了基于空-码分多址(space-code division multiple access, SCDMA)的微弱视觉刺激范式,实现了对迄今最微弱脑电控制信号(幅值约为0.5 μV)的准确识别与高效应用^[21]。加州大学旧金山分校的研究团队提出了一种直接言语解码的脑机接口(direct-speech BCI),能够利用皮层脑电对听到的句子进行实时分类^[22]。来自美国华盛顿大学的研究团队首次成功地建立了多人脑-脑接口(brain-to-brain interface, BBI)系统(图6^[23]),使3名受试能够成功合作完成俄罗斯方块游戏,且平均正确率达81.25%。在该项研究中,研究者将这个游戏的判断、执行过程硬生生地拆分为两部分,并由3人合作完成。其中2人(sender)可以看到完整的游戏界面,并通过稳态视觉诱发电位脑机接口发出是否旋转出现图形角度的指令,而另一人(receiver)则通过经颅磁刺激接收合作者(sender)给出的指令决定游戏的操作。该项工作展示了未来脑-脑接口的可能性,使人们能够利用连接大脑的“社交网络”协作解决问题^[23]。

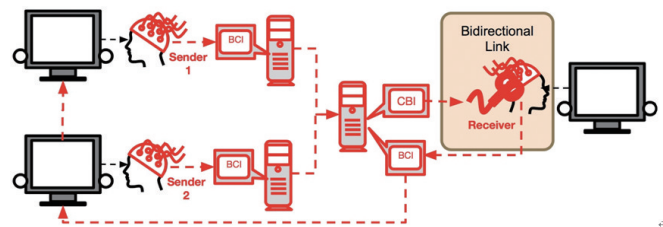


图6 多人脑-脑接口系统示意

Fig. 6 Schematic of the multi-person brain-to-brain interface

3 发展趋势与展望

3.1 智能脑机接口

深度网络的优势在于它们能够处理复杂信号(如图像或声音),以提供与任务相关信息的低维特征。深度学习在脑机接口方面具有巨大的潜力,有望成为编码来自感觉系统或植入电极阵列的复杂信号的有效方法,进而推动智能脑机接口的发展^[24-25]。大型数据集的可用性和用于大规模并行计算(如图形处理单元)的可

负担硬件,使得在较短时间训练出具有大量层数和数百万参数的神经网络成为可能,进而促进了深度学习的兴起^[26]。然而,目前脑机接口领域缺乏大型数据集,在一定程度上限制了深度学习在脑机接口中的应用^[27]。在此背景下,清华大学的研究团队发布了一套具有35名受试的40目标稳态视觉诱发电位脑机接口数据集^[28],并且该研究团队正在积极推动通过世界机器人大赛——BCI脑控机器人大赛和中国脑机接口比赛来获取脑机接口的大样本数据集。法国雷恩第一大学的研究团队提出了一种称为SimBCI的新颖框架,以通过仿真研究脑机接口信号处理^[29]。SimBCI可以根据用户给出的规范生成人工脑机接口数据并使用该数据测试分类性能。该框架还允许迭代数据生成和信号处理的模型和参数以研究不同组合的相互作用。另外,美国巴特尔纪念研究所的研究团队验证了先通过类似任务的大数据集训练神经模型,再利用较少的数据调整该网络以解决新任务的方法^[9]。为了在嵌入式系统中使用深度学习,不少公司正在开发支持深度神经网络且具有实时性能、低功耗和小存储空间专用硬件。随着专用硬件的发展,它将为深度学习应用于脑机接口提供经济实惠的解决方案^[26]。

3.2 移动式脑机接口

近年来基于脑电的脑机接口的性能获得了显著提高^[2,15,30-33],但目前脑机接口系统仍主要处于实验室研究阶段。移动式脑机接口的开发将有助于脑机接口从实验室走向实际应用。中国科学院半导体研究所的研究团队利用脑电干电极构建了高速稳态视觉诱发电位脑机接口系统。在该项研究中,来自于11名受试的在线实验获得了92.35 bit/min的平均信息传输率,验证了所构建的系统可以为开发实用的脑机接口提供舒适的用户体验和稳定的控制方法^[16]。韩国首尔大学的研究团队开发出一款用于耳式(in-ear)稳态视觉诱发电位检测的可穿戴脑电设备(图7^[34])。该系统具有较小的尺寸和较轻的重量。系统的噪声水平为0.11 μV ,可与商用脑电系统相媲美。在该项研究中,6名受试利用所开发的耳式脑电系统完成了6目标稳态视觉诱发电位脑机接口的离线实验,获得了79.9%的正确率^[34]。台湾交通大学的研究团队开发了一款称为nGoggle的智能便携式设备,将虚拟现实护目镜(virtual reality goggle)和脑电传感器相结合,从而实现了将大脑状态监测与虚拟现实显示相结合^[35]。

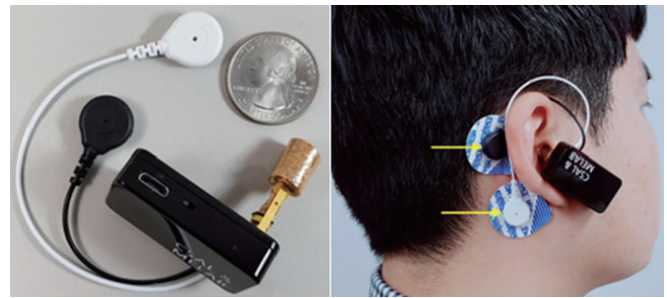


图7 可穿戴耳式脑电系统

Fig. 7 Wearable in-the-ear EEG system

3.3 伦理风险

随着神经设备的便携性和费用可负担性的提高,神经技术的应用将会越来越普遍。诸如Neurosky和Emotiv Systems等公司提供了各种与智能手机兼容的直接面向消费者(direct-to-consumer, DTC)的神经设备^[36]。诸如三星公司和Facebook的大型电子和社交媒体公司正在测试通过脑电信号控制未来产品。随着脑机接口技术在消费者市场上普及,大脑衍生数据的数量将会大大增加,迫切需要能够有效存储和共享以及确保隐私和安全的解决方案。主动保护与大脑相关的数据是确保在消费领域继续应用这些设备的明确而现实的挑战。2018年5月25日,欧盟新的通用数据保护条例(General Data Protection Regulation, GDPR)可以对所有成员国强制执行。欧盟新的通用数据保护条例对消费者神经技术的积极影响已经显而易见。例如,Emotiv不再授予使用、传输和分发用户生成的神经数据的“不可撤销的永久许可”,该公司现在通知用户有权随时撤回他们的同意^[37]。

4 结论

2018年脑机接口领域在硬件、算法、范式等方面均取得了阶段性的研究进展,对推动脑机接口领域的发展和技术理论的完善起到了重要作用。脑机接口领域在技术(如可穿戴、移动式硬件)和算法(如人工智能/机器学习)的进步,促进了脑机接口在日常生活的应用。目前,脑机接口仍以非侵入式为主,但侵入式研究明显增多。展望未来,脑机接口与计算机、人工智能、半导体芯片、生命科学的结合将更为紧密,脑机接口大数据采集和分析标准化将推动脑机接口领域更多的理论和技术创新。

参考文献(References)

- [1] McFarland D J, Wolpaw J R. Brain-computer interface use is a skill that user and system acquire together[J]. *PLoS Biology*, 2018, 16(7): e2006719.
- [2] Chen X, Wang Y, Nakanishi M, et al. High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface[J]. *PNAS*, 2015, 112(44): E6058-E6067.
- [3] Chen X, Zhao B, Wang Y, et al. Control of a 7-DOF robotic arm system with an SSVEP-based BCI[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2018, 28(8): 1850018.
- [4] Marshall D, Coyle D, Wilson S, et al. Games, gameplay, and BCI: The state of the art[J]. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 2013, 5(2): 82-99.
- [5] Miranda R A, Casebeer W D, Hein A M, et al. DARPA-funded efforts in the development of novel brain-computer interface technologies[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2015, 244: 52-67.
- [6] Gao S, Wang Y, Gao X, et al. Visual and auditory brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, 61(5): 1436-1447.
- [7] Yang G Z, Bellingham J, Dupont P E, et al. The grand challenges of Science Robotics[J]. *Science Robotics*, 2018, 3(14): eaar7650.
- [8] Nonsurgical neural interfaces could significantly expand use of neurotechnology[EB/OL]. (2018-03-16). <https://www.darpa.mil/news-events/2018-03-16>.
- [9] Schwemmer M A, Skomrock N D, Sederberg P B, et al. Meeting brain-computer interface user performance expectations using a deep neural network decoding framework[J]. *Nature Medicine*, 2018, 24(11): 1669-1676.
- [10] Biasucci A, Leeb R, Iturrate I, et al. Brain-actuated functional electrical stimulation elicits lasting arm motor recovery after stroke[J]. *Nature Communications*, 2018, 9(1): 2421.
- [11] Perdakis S, Tonin L, Saedi S, et al. The Cyathlon BCI race: Successful longitudinal mutual learning with two tetraplegic users[J]. *PLoS Biology*, 2018, 16(5): e2003787.
- [12] Ganesh G, Nakamura K, Saetia S, et al. Utilizing sensory prediction errors for movement intention decoding: A new methodology[J]. *Science Advances*, 2018, 4(5): eaaq0183.
- [13] Hebert C, Masvidal-Codina E, Suarez-Perez, A, et al. Flexible graphene solution-gated field-effect transistors: Efficient transducers for micro-electrocorticography[J]. *Advanced Functional Materials*, 2018, 28(12): 1703976.
- [14] Boto E, Holmes N, Leggett J, et al. Moving magnetoencephalography towards real-world applications with a wearable system [J]. *Nature*, 2018, 555(7698): 657-661.
- [15] Nakanishi M, Wang Y, Chen X, et al. Enhancing detection of SSVEPs for a high-speed brain speller using task-related component analysis[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(1): 104-112.
- [16] Xing X, Wang Y, Pei W, et al. A high-speed SSVEP-based BCI using dry EEG electrodes[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 14708.
- [17] Zhang Y, Wang Y, Zhou G, et al. Multi-kernel extreme learning machine for EEG classification in brain-computer interfaces[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 96: 302-310.
- [18] Wei C S, Lin Y P, Wang Y T, et al. A subject-transfer framework for obviating inter- and intra-subject variability in EEG-based drowsiness detection[J]. *Neuroimage*, 2018, 174: 407-419.
- [19] Lawhern V J, Solon A J, Waytowich N R, et al. EEGNet: A compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(5): 056013.
- [20] Meng J, Streitz T, Gulachek N, et al. Three-dimensional brain-computer interface control through simultaneous overt spatial attentional and motor imagery tasks[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(11): 2417-2427.
- [21] Xu M, Xiao X, Wang Y, et al. A brain-computer interface based on miniature-event-related potentials induced by very small lateral visual stimuli[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(5): 1166-1175.
- [22] Moses D A, Leonard M K, Chang E F. Real-time classification of auditory sentences using evoked cortical activity in humans[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(3): 036005.
- [23] Jiang L, Stocco A, Losey D M, et al. BrainNet: A multi-person brain-to-brain interface for direct collaboration between brains[J]. *arXiv: 1809.08632*, 2018.
- [24] Mahmud M, Kaiser M S, Hussain A, et al. Applications of deep learning and reinforcement learning to biological data[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(6): 2063-2079.
- [25] Silva G A. A new frontier: the convergence of nanotechnology, brain machine interfaces, and artificial intelligence[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2018, 12: 843.
- [26] Panuccio G, Semprini M, Natale L, et al. Progress in neuroengineering for brain repair: new challenges and open issues[J]. *Brain and Neuroscience Advances*, 2018, 2: 1-11.
- [27] Lotte F, Bougrain L, Cichocki A, et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: A 10 year update[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(3): 031005.
- [28] Wang Y, Chen X, Gao X, et al. A benchmark dataset for SSVEP-based brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions*

- on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2017, 25 (10): 1746–1752.
- [29] Lindgren J T, Merlini A, Lecuyer A, et al. SimBCI—A framework for studying BCI methods by simulated EEG[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2018, 26(11): 2096–2105.
- [30] Bin G, Gao X, Wang Y, et al. A high-speed BCI based on code modulation VEP[J]. Journal of Neural Engineering, 2011, 8(2): 025015.
- [31] Chen X, Chen Z, Gao S, et al. A high-ITR SSVEP-based BCI speller[J]. Brain-Computer Interfaces, 2014, 1(3/4): 181–191.
- [32] Chen X, Wang Y, Gao S, et al. Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface[J]. Journal of Neural Engineering, 2015, 12(4): 046008.
- [33] Townsend G, Platsko V. Pushing the P300-based brain-computer interface beyond 100 bpm: Extending performance guided constraints into the temporal domain[J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 13(2): 026024.
- [34] Ahn J W, Ku Y, Kim D Y, et al. Wearable in-the-ear EEG system for SSVEP-based brain-computer interface[J]. Electronics Letters, 2018, 54(7): 413–414.
- [35] Zao J K, Chien Y Y, Lin F C, et al. Intelligent virtual-reality head-mounted displays with brain monitoring and visual function assessment[J]. SID Symposium Digest of Technical Papers, 2018, 49(1): 475–478.
- [36] Stopczynski A, Stahlhut C, Larsen J E, et al. The smartphone brain scanner: A portable real-time neuroimaging system [J]. PLoS One, 2014, 9(2): e86733.
- [37] Ienca M, Haselager P, Emanuel E J. Brain leaks and consumer neurotechnology[J]. Nature Biotechnology, 2018, 36(9): 805–810.

Hot topics of brain computer interfaces in 2018: A review

CHEN Xiaogang¹, WANG Yijun^{2*}, ZHANG Dan^{3*}

1. Institute of Biomedical Engineering, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Tianjin 300192, China
2. Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China
3. Department of Psychology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract Brain computer interface (BCI) provides a direct communication channel between human brain and external devices, which is distinctive in that it does not depend on peripheral nerves or muscles. The BCI field has grown dramatically in the recent years, with research growing and expanding in the breadth of its applications. This article reviews the important research advances of BCI in 2018, mainly focusing on system applications and key technologies. New trends towards more intelligent and mobile BCIs as well as ethical risks are discussed.

Keywords brain computer interface; magnetoencephalography; brain-brain interface ●



(责任编辑 刘志远)