

2022 年脑机接口研究进展

陈小刚¹ 陈菁菁² 刘冰川³ 高小榕³

(1. 中国医学科学院生物医学工程研究所, 天津 300192; 2. 清华大学社会科学学院心理学系, 北京 100084;
3. 清华大学医学院生物医学工程系, 北京 100084)

摘 要: 脑机接口(brain-computer interface, BCI)旨在大脑与外部环境之间建立一种不依赖于外周神经系统的交流与控制通道,从而实现大脑与外部设备的直接交互。脑机接口的初衷是帮助运动障碍患者利用其意图直接控制辅助设备,提高患者生活质量并重拾生活信心。随着脑机接口技术的发展,脑机接口应用已拓展至游戏娱乐、学习教育、智能家居和军事等领域。作为脑科学与类脑智能研究的重要部分,脑机接口已成为多个国家的科技战略重点。随着脑科学、计算科学、人工智能等领域快速发展,脑机接口技术的进步步伐加速,脑机接口已成为全球科技前沿热点。脑机接口技术主要涉及硬件、软件和算法,其中硬件主要包括脑信号采集与处理器件,是保障脑机接口性能的前提;软件的优化将降低脑机接口系统的使用门槛,惠及更多人群;算法则主要是对脑信号进行分析与处理,以又准又快地解读用户意图。脑机接口在硬件、软件和算法三方面的技术进步不仅推进脑机接口从实验室演示走向实际应用,同时也将拓宽脑机接口的应用范围。因此,本文从关键技术、典型应用等方面着手对2022年脑机接口领域的研发热点进行回顾和梳理,以期增进脑机接口研究现状的了解。同时,对当前脑机接口技术发展进行总结与展望,希望能够为脑机接口领域的研究者提供有益的借鉴与启示。

关键词: 脑机接口; 硬件; 软件; 算法; 应用

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.003

引用格式: 陈小刚,陈菁菁,刘冰川,等. 2022 年脑机接口研究进展[J]. 信号处理, 2023, 39(8): 1355-1366. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.003.

Reference format: CHEN Xiaogang, CHEN Jingjing, LIU Bingchuan, et al. Research progress of brain-computer interface in 2022[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(8): 1355-1366. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.003.

Research Progress of Brain-computer Interface in 2022

CHEN Xiaogang¹ CHEN Jingjing² LIU Bingchuan³ GAO Xiaorong³

(1. Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College Institute of Biomedical Engineering, Tianjin 300192, China; 2. Department of Psychology, School of Social Sciences, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
3. Department of Biomedical Engineering, School of Medicine, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Brain-computer interface (BCI) is to establish a communication and control channel between the brain and the external environment that does not depend on the peripheral nervous system, so as to realize the direct interaction between the brain and external devices. The original intention of BCI is to help patients with movement disorders directly control auxiliary equipment with their intentions, improve the quality of life of patients and regain their confidence in life. With the development of BCI technology, BCI application has expanded to the fields of game entertainment, learning and education, smart home and military. As an important part of brain science and brain-inspired intelligence research, BCI has become the strate-

收稿日期: 2023-02-24; 修回日期: 2023-04-12

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFC3602803);国家自然科学基金(62171473, U2241208);天津市应用基础研究多元投入基金面上项目(21JCYBJC01500)

gic focus of science and technology in many countries. With the rapid development of brain science, computing science, artificial intelligence and other fields, the pace of progress in BCI technology has accelerated, and BCI has become a hot spot at the forefront of global science and technology. BCI technology mainly involves hardware, software, and algorithms. The hardware mainly includes acquisition and processing apparatuses for brain signal, which are the prerequisites for ensuring the BCI performance. software optimization will lower the threshold for using the BCI and benefit more individuals. Algorithms are mainly to analyze and process brain signals to accurately and quickly interpret user intentions. The technical progress of BCI in hardware, software and algorithm will not only promote BCI from laboratory demonstration to practical application, but will also broaden the scope of BCI application. Therefore, this article reviewed and sorted out the hotspots in the field of BCI in 2022 from the aspects of key technologies and typical applications, in order to enhance the understanding of the current status of BCI research. At the same time, it summarized and looked forward to the current development of BCI technology, hoping to provide useful reference and inspiration for researchers in the BCI field.

Key words: brain-computer interface; hardware; software; algorithm; application

1 引言

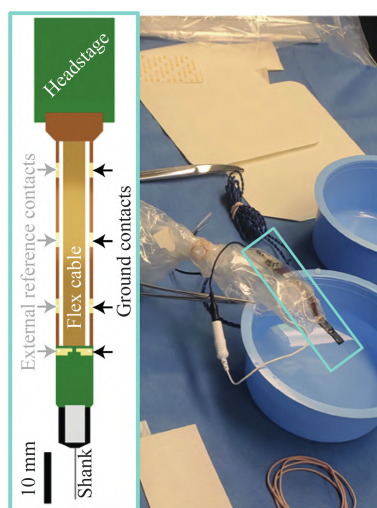
脑机接口(brain-computer interface, BCI)在大脑与外部环境之间建立一种全新的不依赖于外周神经或肌肉的交流与控制通道,从而实现大脑与外部设备的直接交互。从这个意义上说,任何大脑与外部设备直接相互作用的系统都可以被视为脑机接口系统^[1]。近年来,随着对大脑功能理解的深入、监测脑活动的神经接口技术以及人工智能技术的发展,脑机接口的发展速度明显加快。与此同时,脑机接口的规划布局和投资支持力度也进一步加大。在2022年9月上海印发的《上海打造未来产业创新高地发展壮大未来产业集群行动方案》中,脑机接口作为五大产业集群中未来健康的一个方向备受瞩目。2022年,多家国内外脑机接口企业获得融资。例如,致力于研发血管内脑机接口的Synchron宣布完成超额认购7500万美元C轮融资;博睿康宣布完成数亿元C轮融资;脑虎科技宣布完成数亿元人民币A轮融资。这些融资事件表明投资机构正加速对脑机接口行业的投资布局。2022年11月,埃隆·马斯克旗下Neuralink公司的发布会再次将脑机接口技术推上“热搜”。埃隆·马斯克在发布会上展示了一只名为Sake的猴子如何通过仅用大脑控制一个虚拟键盘来打字。虽然这只猴子不会拼写,但它可以追踪屏幕上用黄色高亮显示的按键,植入猴子颅内的N1植入物能够读取大脑活动,以在屏幕上移动光标,最终拼写了两个完整的句子。回眸2022年,脑机接口领域科研探索和技术创新保持活跃,代表性研究成果和应用探索进展亮点纷呈。

2 关键技术进展

2.1 硬件

脑机接口的硬件主要是采集与处理脑信号的一系列器件,包括采集脑信号的传感器、信号放大器和模数转换器以及处理脑信号并将其转换指令的器件。按照脑信号采集方式不同,脑机接口主要分为侵入式和非侵入式两类^[2]。侵入式脑机接口获取的脑信号通常具有较高的空间分辨率和时间分辨率,促进了后续高精度信号解码;然而侵入式方法也存在手术风险且随着时间推移记录信号质量会出现衰退。非侵入式脑机接口获取信号方式无创,更适合在大规模人群中使用。

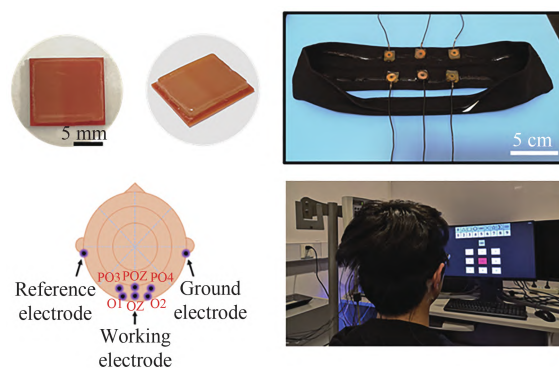
作为脑机接口的关键器件,电极决定着所采集脑信号的空间分辨率和质量,是保障脑机接口性能的前提。随着微纳加工技术和电极材料不断发展,用于侵入式脑机接口的电极趋向于柔性、小型化、高通量和集成化发展。加州大学圣地亚哥分校及合作研究团队利用先进的双面光刻微加工工艺实现了1024个通道穿透硅微针阵列(penetrating silicon microneedle array, SiMNA),且皮层覆盖面积为 $12.8 \times 12.8 \text{ mm}^2$,并在啮齿类动物上对SiMNA进行了测试^[3]。SiMNA因具有柔性背衬可以均匀地贴合大脑复杂的曲面。此外, SiMNA还是光学透明的,允许同时对神经元活动进行光学成像和电生理记录。美国麻省总医院及合作研究团队开发了一种基于高密度硅阵列的Neuropixel探针(Neuropixel 1.0-S)(图1),能够同时记录受试者200余个个体神经元活动,实现在单个神经元水平上大规模记录受试者的神经活

图1 Neuropixels 1.0-S探针^[4]Fig. 1 Neuropixels 1.0-S probes^[4]

动,极大提升了神经信号采集的时空分辨率,为研究人类的认知加工及其功能障碍提供了有力的研究工具^[4]。来自卡耐基梅隆大学的研究团队开发了利用3D纳米颗粒打印方法定制微电极的方法,使得定制电极具有高电极密度、较小的肉眼组织损伤和优秀的信噪比,而且3D打印的定制方法允许灵活的电极重构^[5]。加州大学圣地亚哥分校及合作研究团队使用铂纳米棒(PtNRGrids)作为电极,构建了一个具有高集成、高时空分辨率、低阻抗的微电极阵列^[6]。PtNRGrids具有1024或2048个传感器的网格可用于可靠地记录和处理直接来自人类和大鼠大脑皮层信号。PtNRGrids能够记录和解析清醒状态下患者在执行抓取任务时大脑皮层精细、复杂的脑信号。此外,PtNRGrids还以1 mm的高空间分辨率确定了接受癫痫组织手术切除患者的癫痫信号。西南交通大学及合作研究团队研发一种具有超软、组织粘附和免疫逃逸性能的导电水凝胶,并验证该水凝胶能够克服与脑组织的力学和生物学性能的不匹配性,实现体内炎症水平下的免疫逃逸,有望助力于侵入式脑机接口长期监测脑电信号^[7]。

在非侵入式脑机接口中,基于脑电的脑机接口因无创、系统简单易操作、价格相对低廉等优势而得到广泛应用。当下基于水凝胶的脑电电极的研发也较为活跃。天津大学及合作研究团队研制了基于弹性体-水凝胶复合物的柔性电极(图2),能够高质量地检测脑电信号,并成功应用于脑机接口研究^[8]。德

克萨斯大学奥斯汀分校及合作研究团队设计一种长期稳定且电极-皮肤界面阻抗低的导电聚合物-水凝胶脑电电极,可在29天内保持低于湿电极的阻抗^[9]。清华大学及合作研究团队开发了一种银纳米线/PVA水凝胶/三聚氰胺海绵(AgPHMS)半干脑电电极,用于长期监测脑电信号^[10]。中国科学院半导体研究所及合作研究团队开发一种用于脑电信号采集的预置凝胶(pre-gelled, PreG)电极,该电极具有安装时间短、舒适度好的优势^[11]。通常认为脑电信号的空间分辨率越高,对身体精细活动(如手指活动)的解码准确率越高。得益于电极材料的发展和高密度电极制作工艺的进步,韩国科学技术院及合作研究团队利用直接连接头皮且能够提供超高密度脑电记录的柔性电极网格实现了高密度脑电信号的获取。常规脑电图的电极间距平均为60~65 mm,而该研究因采用密集分布且小尺寸电极,使得电极间距可减小至8.6 mm,实现手指活动分类^[12]。受试者的平均分类准确率为64.8%,中指与无名指的平均准确率最高,达70.6%。超高密度脑电记录系统为更精准的分类提供了强大的技术支撑。

图2 基于弹性体-水凝胶复合物的柔性电极^[8]Fig. 2 Flexible electrodes based on elastomer-hydrogel composites^[8]

近年来,无线通信技术的发展促进了脑机接口硬件无线化程度的提升,已实现多种脑信号的无线传输。清华大学团队研制出了一款可进行实时蓝牙传输的神经刺激器,该刺激器能够在植入后同步采集多通道的局部场电位信号,并通过蓝牙传输的方式传送至体外分析平台^[13]。该神经刺激器在一名帕金森病患者上进行了临床试验,以丘脑底核局部场电位信号的运动信息为驱动,利用神经刺激器

蓝牙传输的特点,实现了多平台信号的同步分析,进而实现了基于丘脑底核运动信息的脑机接口控制范例。这是在已知研究中首次实现的基于脑深部核团局部场电位运动信息的全植入式脑机接口(图3)。基于光电信号等物理场的神经调控方式具有无线操控、时空分辨率高、响应快、副作用小等优点,也是近年来脑机接口领域的研究热点。清华大学及合作研究团队开发了用于光电激发和抑制神经活动的生物可吸收薄膜硅二极管,在光照情况下可产生极化电场,对离体和在体的神经信号进行选择性的无线激活和抑制,可为基础神经科学研究和临床应用提供有效的技术支撑^[14]。

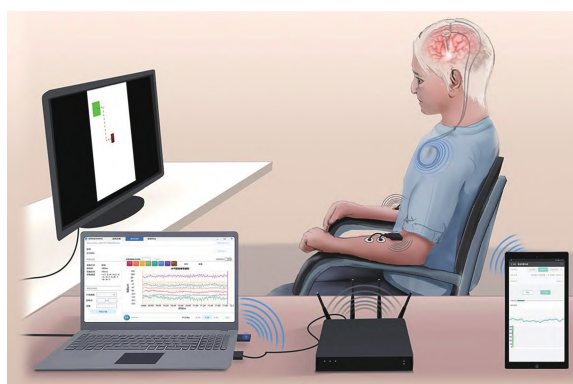


图3 全植入式脑机接口示意图^[13]

Fig. 3 Illustration of the fully implantable brain-computer interface^[13]

2.2 软件

脑机接口软件涉及刺激呈现、数据采集、信号处理与输出、系统级操作协议等多个关键技术环节。脑机接口软件的核心目的是促进各种脑机接口方法的实施、验证和传播。2022年11月,天津大学团队发布了一款脑机接口领域的综合性开源软件平台 MetaBCI(图4)。针对脑机接口领域数据分布散乱、算法复现困难、在线系统效率低的问题,MetaBCI规范了脑机接口数据结构与预处理流程、开发了通用的解码算法框架、利用双进程和双线程提高在线系统实时效率,由此提供了面向脑机接口软件层面全链条开发的解决方案。MetaBCI基于全球开源的高级语言 python 开发,代码托管至 Github 公有仓库,配套使用说明手册,并且提供技术支持。迈阿密大学及合作研究团队开发一个独立于输入和输出设备的便携式、模块化脑机接口软件平台,



图4 天津大学发布 MetaBCI 开源软件平台

Fig. 4 Tianjin University releases MetaBCI open source software platform

并将其应用于颈脊髓损伤患者^[15]。该平台包括带有两个硬膜下四触点电极的美敦力 Aactiva PC+S 系统、一台固定在受试者轮椅背面的小型计算机、一个定制的手机应用程序和一个作为末端执行器的机械手套。患者可以使用移动用户界面无缝操作,无需日常校准,且无需技术人员在家进行设置,展示了脑机接口系统居家使用的可行性。

2.3 算法

算法是脑机接口系统的关键组成部分,主要是对脑信号进行分析与处理,以又准又快地解读用户意图。目前,经典的机器学习方法仍展现出较大优势,但同时深度学习方法正愈发频繁地应用于脑机接口。北京航空航天大学及合作团队提出一种基于张量的频率特征组合的方法(tensor-based frequency feature combination, TFFC),通过结合张量到矢量投影、快速傅里叶变换、共空间模式和特征融合来构建新的特征集,以深入挖掘运动想象脑机接口的频率信息^[16]。华东理工大学及合作研究团队提出了一种基于脑区和图论之间功能连接测量的新型运动想象分类模型^[17]。该方法通过从功能连接图中提取描述大脑中局部网络结构的模体,再利用 Ego-CNN 卷积网络来构建分类器,以将图从结构表征转换为固定维度向量,从而实现检测图中的关键结构。密歇根大学团队提出了一种高效的多尺度卷积神经网络(multi-scale convolutional neural network, MS-CNN),它可以从多个尺度中提取脑电信号的几个非重叠典型频带的可区分特征,用于运动想象脑机接口的分类^[18]。

目前稳态视觉诱发电位脑机接口已成为脑机接

口领域的三大主流范式之一,针对稳态视觉诱发电位脑机接口的算法研究较为丰富且取得了丰硕的研究成果。萨班哲大学及合作研究团队提出了一种新颖的深度神经网络(deep neural network, DNN)架构^[19]。它由4个卷积层和1个全连接层组成,将时域SSVEP信号作为从脑电到目标字符预测的端到端系统进行处理。清华大学及合作研究团队利用SSVEP数据的特性,构建了面向迁移学习的统计模型,提出了基于领域适应的干/湿电极数据转换ALPHA(aligned and pool for EEG headset domain adaptation)算法(图5)^[20]。并验证了在不同的迁移方向和不同的测试场景下,ALPHA迁移学习方法显著优于其他迁移学习方法,该工作入选IEEE Transactions on Biomedical Engineering杂志2022年特色论文。中国科学院半导体研究所及其合作研究团队利用被试内的脑响应有效信息,实现跨天次跨电极的SSVEP-BCI迁移学习,通过跨时约3个月的干/湿电极字符拼写实验任务,验证了迁移学习零训练解码在长时程场景下的性能稳定性,为高速率干电极脑机接口系统的长期使用提供了一个新的可行方案^[21]。生成对抗网络(generative adversarial networks, GANs)在图像到图像转换中表现出良好性能。受到解决多域图像到图像转换而引入的StarGAN v2的启发,汉阳大学团队提出了一种名为S2S-StarGAN的多域信号到信号转换方法,以从静息态脑电生成人工SSVEP信号^[22]。该模型与扩展型组合典型相关分析(Combined-ECCA)相结合,可以在没有单独校准数据的情况下,仅利用短(约16 s)的静息态脑电数据生成的人工稳态视觉诱发电位信号来显著提高分类性能。该方法能够有效减少脑机接口系统校准时间,有望提高稳态视觉诱发电位脑机接口的实用性。

另外,脑电情绪识别研究也取得了积极进展。上海交通大学团队提出了一种新颖的与情感相关的关键子网络选择算法,研究了强度、聚类系数和特征向量中心性三个脑电功能连接网络特征,并在SEED、SEED-V和DEAP三个公开数据集上评估了脑电连接特征在情绪识别中的辨别能力^[23]。研究发现强度特征是最好的脑电连接特征,且优于基于单通过分析现有特征。而且用18通道构建的大脑网络实现了与62通道网络相当的性能,使其更容易在实际场景中设置。清华大学团队受近期神经科学领域个体间相关研究思潮启发,提出了一种用于个体间对齐的对比学习方法(Contrastive Learning method for Inter-Subject Alignment, CLISA)来解决脑电情绪识别中的关键问题:跨个体情绪识别^[24]。基于对比学习方法,研究者通过最大化不同个体在接受相同情绪刺激时的脑电表征相似性(与个体接受不同刺激时的脑电表征作对比),从而减小情绪脑电表征的个体间差异,在THU-EP数据集和SEED公开数据集上达到了目前最优的跨个体情绪识别性能,该方法可以泛化到新的测试个体在接受新的情绪刺激时的情境。加州大学圣地亚哥分校团队将一种新颖的基于深度学习的方法应用于四个公开可用的多模态情绪数据集的生物传感和视频数据,发现该方法在四个数据集上的结果优于现有研究报道结果,且能够克服数据集间不一致的问题^[25]。同时,还验证从脑电等生物传感模态中提取的特征可以与基于视频的模态中的特征相结合,以进一步提高准确性。北京大学及合作研究团队提出了一种基于四维注意力的神经网络(four-dimensional attention-based neural network, 4D-aNN),

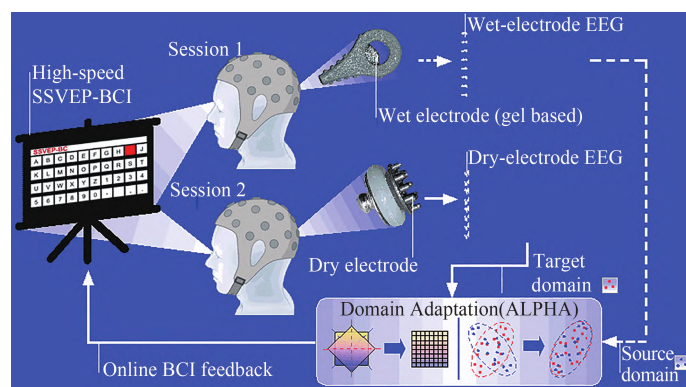


图5 ALPHA算法架构示意图^[20]

Fig. 5 Schematic diagram of the ALPHA framework^[20]

用于脑电情绪识别^[26]。原始脑电信号被转换为四维空间-频谱-时间表征,所提出的4D-aNN采用频谱和空间注意机制自适应地分配不同脑区和频带的权重,并利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)处理四维表征的频域和空间信息。该模型在DEAP、SEED和SEED-IV三个公开数据集上都实现了最优的性能,表明了不同域的注意力机制对

脑电情绪识别的有效性。

3 典型应用

3.1 沟通交流

脑机接口可以帮助因瘫痪而无法说话或打字的患者恢复交流能力,提高患者的生活质量。加州大学旧金山分校团队开发了一个神经假体(图6),利

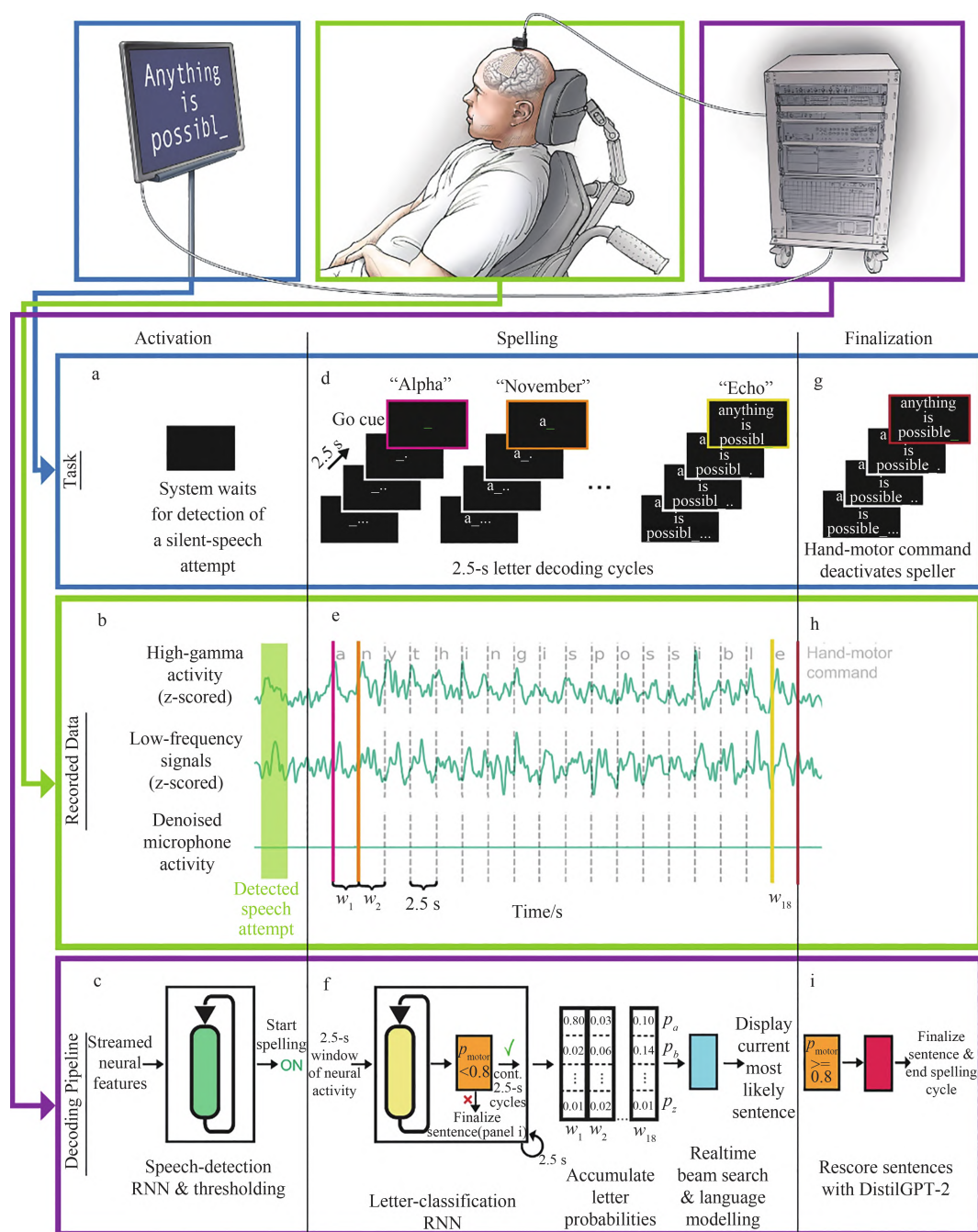


图6 拼写神经假体的示意图^[27]

Fig. 6 Schematic depiction of the spelling pipeline^[27]

用深度学习和语言建模技术将皮层脑电信号解码成单个字母,实时拼出完整的句子,并在一名失语且肢体瘫痪的患者上进行了应用验证^[27]。该研究使用语音丰富的代码词来表示单个字母,参与者只需默念所需字母,系统可以通过对参与者的脑活动进行解码以预测参与者试图默念的代码词,并用尝试手部运动来表示句子拼写结束命令。系统能够从一个1152个单词的词汇表里,以每分钟29.4个字符的速度生成句子,平均字符错误率是6.13%,且可推广至含有超过9000个单词的词汇表中,平均错误率为8.23%。这些发现凸显出无声控制的语言神经假体通过基于拼读的方法生成句子的潜力。德国ALS Voice gGmbH及合作研究团队在完全闭锁的肌萎缩侧索硬化症患者的辅助和初级运动皮层中植入了两个64微电极阵列,患者根据听觉反馈调节神经元的脉冲发放率来选择字母,进而以1.08字符/分钟的平均速度形成单词和短语来表达需求,实现与外界的交流^[28]。这个案例研究提供的证据表明,即使完全丧失自主肌肉控制的情况下,基于大脑的意图交流也是可能的。清华大学及合作研究团队开发出一种更为小型化的侵入式脑机接口方案,采用3个颅内电极实现通过微创植入脑机接口进行文字输入,速度达到每分钟12个字符,为今后实现以最小创伤植入脑机接口帮助瘫痪患者恢复外界沟通能力提供了理论和实践基础^[29]。中国科学院半导体研究所及合作研究团队研制了一种基于编码调制视觉诱发电位(code-modulated visual evoked potentials, c-VEPs)的120目标脑机接口系统(图7)^[30]。该系统利用4个31位伪随机码,每个随机码通过循环移位1位产生30个目标,从而实现编码120目标。任务相关成分分析算法和滤波器组提取了c-VEP的任务相关成分。受试者可以在1.04 s内选择一个目标,平均信息传输率达265.74 bits/min。中国医

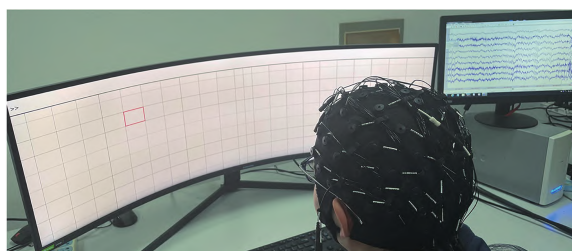


图7 基于编码调制视觉诱发电位的120目标脑机接口^[30]

Fig. 7 A 120-target brain-computer interface based on c-VEPs^[30]

科学院生物医学工程研究所及合作研究团队利用联合频率相位编码方法以0.1 Hz的频率间隔调制低中频稳态视觉诱发电位,从而实现120目标稳态视觉诱发电位脑机接口系统^[31]。在线实验显示系统获得92.47%的平均正确率和213.23 bits/min的平均信息传输率,并且超过75%的受试者获得90%以上的正确率和200 bits/min的信息传输率。该研究验证了联合频率相位编码方法在编码百余目标方面的有效性,并增进我们对通过更精细的频分编码实现大量目标的理解。

3.2 运动控制

将大脑信号转换为假肢装置控制信号的算法是实现快速逼真手指运动的主要限制。为了实现更为逼真的手指运动,密歇根大学及合作研究团队开发一个浅层前馈神经网络来解码两只恒河猴的实时二自由度手指运动^[32]。在对两只恒河猴进行为期7天的测试中,神经网络解码器优于当前最先进的运动解码器,并实现了类似于自然手指控制的运动。该神经网络解码器展示了对连续运动的实时解码,并且可以为使用神经网络开发更自然的脑控制假肢提供一个起点。

为了提高现有脑-控智能车辆的性能,降低脑-控智能车辆对驾驶员的工作负荷,北京理工大学团队提出的由概率输出模型的脑机接口、基于自适应模糊逻辑的接口模型和模型预测控制共享控制器组成的脑机协同控制框架^[33]。具有概率输出模型的脑机接口可以以概率形式输出所有命令,而不是一次输出特定的单个命令。基于自适应模糊逻辑的接口可以根据车辆状态和道路信息将概率转换为车辆输入信号(包括车辆加速度和方向盘转角增量)。模型预测控制共享控制器可以保证脑控驾驶员的控制权限,在保证安全的前提下减少驾驶员的工作量。在此基础上,搭建了脑-控智能车辆的实验平台,并完成了性能测试。

智能机器人系统和脑机接口的进步有助于恢复感觉运动障碍患者的功能和独立性。然而,考虑到通过用户输入以协调控制多个肢体的多自由度技术的复杂性,需要双手协调和精细操作的任务仍未解决。为了应对这一挑战,约翰斯·霍普金斯大学及合作研究团队实施了一种协作共享控制策略来操作和协调两个模块化假肢以执行双手自行进

食任务^[34]。通过解码感觉运动区微电极阵列获取的双侧神经信号,进而向两个假肢发送命令以执行自行进食任务。共享控制策略使患者能够在自行进食任务的诸多步骤中进行输入,同时减少有效完成任务所需的自由度。这种通过脑机接口与智能机器人行为协作的双手机器人控制系统对于恢复感觉运动障碍患者的复杂运动行为具有重要意义。

3.3 脑科学研究工具

脑科学研究的根本目的在于认识脑、保护脑和开发脑。脑机接口可以为脑科学研究提供一个全新的平台,监测/调控与行为、思维和情感相关的脑活动,促进我们对大脑与行为之间关系的理解。面向运动功能恢复的脑机接口通常会从初级运动皮层神经活动中解码用户的意图,并利用这些信息来实现对外部设备的控制。帝国理工学院及合作研究团队认为除初级运动皮层外的较多脑区能够提供与运动相关的信息且这些信息不存在或难以从初级运动皮层神经活动中解读;另一方面,初级运动皮层神经活动中包含非运动信息,感觉和内部过程相关的信号与运动信号混叠,可能干扰运动意图的解码^[35]。通过整合来自初级运动皮层以外的感觉运动网络的其他关键脑区的信息将有望提高脑机接口的解码精度。

皮层内脑机接口解码来自神经信号的运动命令并将其转换为行动,使瘫痪患者能够运动。洛桑大学医院及其合作研究团队在四肢瘫痪患者上利用皮层内脑机接口研究解码运动命令和感觉反馈之间的一致性,发现一致的感觉反馈能够增强脑机接口控制动作时的主事感(sense of agency)^[36]。而且初级运动皮层处理感觉反馈、感觉运动冲突和通过脑机接口产生的主观行为状态,处理主事感的神经信号影响脑机接口的熟练程度。这些结果表明初级运动皮层编码与动作和感知相关的信息,但也编码感觉运动和主观能动性信号。

研究大脑如何对动作和语言进行编码有助于恢复患者的运动和语言功能。加州理工学院及合作研究团队发现在抓握运动想象和发声语音时,可以从缘上回(supramarginal gyrus, SMG)、腹侧前运动皮层(ventral premotor cortex, PMv)和躯体感觉皮层(somatosensory cortex, S1)的神经活动中解码不同的抓握动作,而且缘上回的神经活动还能够解码发

声语音。这些结果为面向抓握和语言应用的脑机接口确定了新靶区^[37]。日内瓦大学及合作研究团队利用在患者颅内植入用于癫痫评估的电极来获取患者执行外显言语和想象言语生成任务时的皮层脑电以探究潜在可用于言语解码脑机接口的表征水平和神经特征范围^[38]。实验结果表明,虽然高频活动为外显言语提供了最佳信号,但低频和高频功率以及局部交叉频率都有助于想象言语解码。这些结果提示低频功率和跨频动态包含想象言语解码的关键信息。

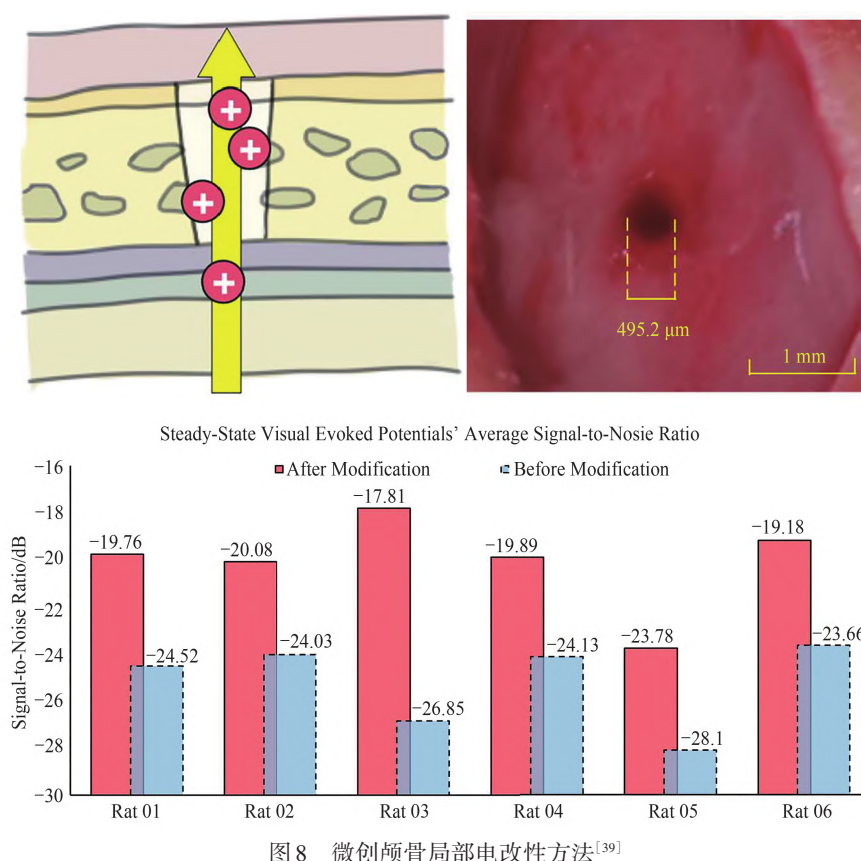
4 发展趋势与展望

4.1 创新脑信号获取方式

头皮脑电源自大量神经元放电时的突触后电位,然后经过脑脊液、硬脑膜、颅骨和头皮等多层组织的衰减,最终被头皮上电极所采集。大脑结构会对脑电信号产生显著的“容积导体”效应,导致头皮脑电的信噪比、有效频带带宽和空间分辨率明显低于颅内脑电,极大地增加了后续信号检测和解码的难度。而皮层脑电等传统侵入式解决方案又因为植入电极带来的手术和健康风险而难以推广。因此,在高质量脑电信号获取和采集风险之间寻求平衡是实现脑机接口性能进一步突破的关键。清华大学及合作研究团队提出了一种微创颅骨局部电改性方法(图8),以解决上述问题提供了新思路^[39]。利用压电手术钻产生的高频机械共振,短时间内在皮下直接击穿颅骨组织而不伤及硬脑膜等软组织,从而降低颅骨局部的电阻抗,提升头皮脑电信号质量。该研究利用6只八月龄大鼠进行了活体验证实验,在大鼠的视觉区上方颅骨处打出一个直径约500微米的孔洞,并对比了微创改造前后大鼠静息脑电与SSVEP信号的变化。其中大鼠颅骨改造处阻抗下降了约84%,大鼠静息态脑电的平均最大带宽提升了57%,同时其SSVEP信号的宽带信噪比平均提升了3.08 dB。相比于皮层脑电等侵入式方案,其手术时间短,手术风险小,且不需要植入电极,可以避免出现排异反应。

4.2 提高脑机接口系统易用性

脑机接口的初衷是帮助运动障碍患者利用其意图直接控制辅助设备,提高患者生活质量并重拾生活信心。德国 ALS Voice gGmbH 及合作研究团队

图8 微创颅骨局部电改性方法^[39]Fig. 8 Minimally invasive local-skull electrophysiological modification method^[39]

的工作已验证了完全丧失自主肌肉控制的患者可以利用脑机接口技术实现意图交流^[28],为脑机接口在目标人群中的应用提供了可行性支撑。而可行性论证中取得的一系列进展也让我们有必要对脑机接口系统的易用性提出更高的要求,以最终实现脑机接口系统走出实验室,走进目标人群日常生活的重要目标。要实现研究成果“可用”到“易用”的跨越,研究者需要转变设计思路,从目前的以技术为中心,转变为以用户为中心,提高脑机接口系统的实用化程度。一方面,脑机接口软件设计应便于其在消费者计算机或移动平台上部署脑机接口系统,且可以轻松添加输入和输出设备,用户可以使用移动图形用户界面轻松切换这些设备。另一方面,系统操作需要降低门槛,降低专业知识门槛,让康复机构初级康复师、患者及家属均可快速入门使用。当前,脑机接口模块化软件平台设计极大地推动脑机接口走进居家使用^[15]。与此同时,脑机接口系统的开发和应用也应该积极整合无线通信技术的前沿进展帮助,用户能够在自由移动的同时执行

脑机接口任务。目前,脑电信号和神经元活动信息均可以无线传输至计算机并由计算机进行解码,从而实现对外部设备的控制。随着模块化脑机接口软件优化升级,脑机接口居家使用的可行性将越来越大。

4.3 加强脑信号解码算法在线验证

随着科技期刊数据共享政策的推进,近年来,以 Scientific Data 为代表的期刊相继出现为促进脑机接口数据集的共享提供了助力。例如,清华大学及合作研究团队发布了一个面向老年人的大规模稳态视觉诱发电位脑机接口基准数据集(eldBETA 数据集)^[40]。eldBETA 数据集包含来自100名老年受试者的64通道脑电信号,每名受试者执行7组9目标稳态视觉诱发电位脑机接口任务,为老年人的脑机接口系统的设计和优化提供重要的数据来源。然而,值得注意的是,虽然公开数据集为算法开发提供了便利,但脑机接口算法研究中需要特别重视算法的在线验证问题。McFarland 和 Krusienski 等人为脑机接口相关研究提出了“金标

准”^[41]:通过离线和在线两种方式测试算法才能获得最有价值的结果。这意味着新算法除了通过普遍可及的公开数据集来验证外,还应该在用户实时控制的脑机接口中进行测试。一方面,完全基于交叉验证进行测试的算法有效性可能会被高估;另一方面,实时测试对算法有了更高的要求,有助于推进脑机接口的实际应用^[42]。在算法性能评估方面,世界机器人大赛—BCI脑控机器人大赛做出了很好的尝试。在该赛事中,参赛选手的算法既需要完成离线形式的性能测试,也需要经过真实应用现场在线实时判别的考验。与此同时,技术赛决赛数据和有关优秀算法分析文章都通过《Brain Science Advances》专刊进行报道^[43],为比赛成果的可重复性和可推广性提供了重要支撑。

5 结论

2022年脑机接口技术发展如火如荼,且取得了一系列创新性成果,本文从关键技术和典型应用等方面系统回顾和总结2022年脑机接口领域热点和发展新动态。脑机接口在关键技术方面不断突破,推进脑机接口实用化进程。同时,脑机接口的应用进一步拓宽,不仅可以帮助患者和健康受试者实现与外界交流控制,还可以作为研究脑科学的工具以增进我们对大脑的理解。这些创新性进展不仅增进人们对脑机接口的认识与理解,也增强对脑机接口发展前景的信心。但也应该清楚认识到,大多数现有的脑机接口系统仍处于实验室演示阶段,系统的可靠性和可及性有待进一步提高。随着脑机接口技术的发展,脑机接口有望成为患者和健康受试者日常生活中不可或缺的工具。

参考文献

- [1] GAO X, WANG Y, CHEN X, et al. Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces [J]. Trends in Cognitive Sciences, 2021, 25(8): 671-684.
- [2] ZHUANG M, WU Q, WAN F, et al. State-of-the-art non-invasive brain-computer interface for neural rehabilitation: A review [J]. Journal of Neurorestoration, 2020, 8(1): 12-25.
- [3] LEE S H, THUNEMANN M, LEE K, et al. Scalable thousand channel penetrating microneedle arrays on flex for multimodal and large area coverage BrainMachine interfaces [J]. Advanced Functional Materials, 2022, 32(25): 2112045.
- [4] PAULK A C, KFIR Y, KHANNA A R, et al. Large-scale neural recordings with single neuron resolution using Neuropixels probes in human cortex [J]. Nature Neuroscience, 2022, 25(2): 252-263.
- [5] SALEH M S, RITCHIE S M, NICHOLAS M A, et al. CMU Array: A 3D nanoprinted, fully customizable high-density microelectrode array platform [J]. Science Advances, 2022, 8(40): eabj4853.
- [6] TCHOE Y, BOURHIS A M, CLEARY D R, et al. Human brain mapping with multithousand-channel PtN-RGrids resolves spatiotemporal dynamics [J]. Science Translational Medicine, 2022, 14(628): eabj1441.
- [7] WANG X, SUN X, GAN D, et al. Bioadhesive and conductive hydrogel-integrated brain-machine interfaces for conformal and immune-evasive contact with brain tissue [J]. Matter, 2022, 5(4): 1204-1223.
- [8] LIU X, CHEN X, CHI X, et al. Biomimetic integration of tough polymer elastomer with conductive hydrogel for highly stretchable, flexible electronic [J]. Nano Energy, 2022, 92: 106735.
- [9] HSIEH J C, ALAWIEH H, LI Y, et al. A highly stable electrode with low electrode-skin impedance for wearable brain-computer interface [J]. Biosensors and Bioelectronics, 2022, 218: 114756.
- [10] LIU J, LIN S, LI W, et al. Ten-hour stable noninvasive brain-computer interface realized by semidry hydrogel-based electrodes [J]. Research, 2022, 2022: 9830457.
- [11] PEI W, WU X, ZHANG X, et al. A pre-gelled EEG electrode and its application in SSVEP-based BCI [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2022, 30: 843-850.
- [12] LEE H S, SCHREINER L, JO S H, et al. Individual finger movement decoding using a novel ultra-high-density electroencephalography-based brain-computer interface system [J]. Frontiers in Neuroscience, 2022, 16: 1009878.
- [13] CHEN Y, ZHANG G, GUAN L, et al. Progress in the development of a fully implantable brain-computer interface: the potential of sensing-enabled neurostimulators [J]. National Science Review, 2022, 9(10): nwac099.
- [14] HUANG Y, CUI Y, DENG H, et al. Bioresorbable thin-film silicon diodes for the optoelectronic excitation and inhibition of neural activities [J]. Nature Biomedical Engineering, 2022, 6(10): 1000-1010.

- neering, 2022: 1-13.
- [15] DAVIS K C, MESCHEDE-KRASA B, CAJIGAS I, et al. Design-development of an at-home modular brain-computer interface (BCI) platform in a case study of cervical spinal cord injury[J]. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2022, 19(1): 53.
 - [16] PEI Y, LUO Z, ZHAO H, et al. A tensor-based frequency features combination method for brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2022, 30: 465-475.
 - [17] JIN J, SUN H, DALY I, et al. A novel classification framework using the graph representations of electroencephalogram for motor imagery based brain-computer interface[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2022, 30: 20-29.
 - [18] ROY A M. An efficient multi-scale CNN model with intrinsic feature integration for motor imagery EEG subject classification in brain-machine interfaces[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 74: 103496.
 - [19] GUNEY O B, OBLOKULOV M, OZKAN H. A deep neural network for SSVEP-based brain-computer interfaces [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2022, 69(2): 932-944.
 - [20] LIU B, CHEN X, LI X, et al. Align and pool for EEG headset domain adaptation (ALPHA) to facilitate dry electrode based SSVEP-BCI [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2022, 69(2): 795-806.
 - [21] LIU X, LIU B, DONG G, et al. Facilitating applications of SSVEP-based BCIs by within-subject information transfer[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 863359.
 - [22] KWON J, IM C-H. Novel Signal-to-Signal translation method based on StarGAN to generate artificial EEG for SSVEP-based brain-computer interfaces [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 203: 117574.
 - [23] WU X, ZHENG W L, LI Z, et al. Investigating EEG-based functional connectivity patterns for multimodal emotion recognition [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022, 19(1): 016012.
 - [24] SHEN X, LIU X, HU X, et al. Contrastive learning of subject-invariant EEG representations for cross-subject emotion recognition [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2022, PP(99): 1.
 - [25] SIDDHARTH S, JUNG T.-P, SEJNOWSKI T. Utilizing deep learning towards multi-modal bio-sensing and vision-based affective computing [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2022, 13(1): 96-107.
 - [26] XIAO G, SHI M, YE M, et al. 4D attention-based neural network for EEG emotion recognition [J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2022, 16(4): 805-818.
 - [27] 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]. *Nature Communications*, 2022, 13: 6510.
 - [28] 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]. *Nature Communications*, 2022, 13: 1236.
 - [29] LIU D, XU X, LI D, et al. Intracranial brain-computer interface spelling using localized visual motion response [J]. *NeuroImage*, 2022, 258: 119363.
 - [30] SUN Q, ZHENG L, PEI W, et al. A 120-target brain-computer interface based on code-modulated visual evoked potentials [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2022, 375: 109597.
 - [31] CHEN X, LIU B, WANG Y, et al. A spectrally-dense encoding method for designing a high-speed SSVEP-BCI with 120 stimuli [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2022, 30: 2764-2772.
 - [32] 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]. *Nature Communications*, 2022, 13: 6899.
 - [33] SHI H, BI L, YANG Z, et al. A novel control framework of brain-controlled vehicle based on fuzzy logic and model predictive control [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(11): 21777-21789.
 - [34] HANDELMAN D A, OSBORN L E, THOMAS T M, et al. Shared control of bimanual robotic limbs with a brain-machine interface for self-feeding [J]. *Frontiers in NeuroRobotics*, 2022, 16: 918001.
 - [35] GALLEGO J A, MAKIN T R, MCDOUGLE S D. Going beyond primary motor cortex to improve brain-computer interfaces [J]. *Trends in neurosciences*, 2022, 45(3): 176-183.
 - [36] SERINO A, BOCKBRADER M, BERTONI T, et al. Sense of agency for intracortical brain-machine interfaces [J]. *Nature Human Behaviour*, 2022, 6(4): 565-578.
 - [37] WANDELT S K, KELLIS S, BJÄNES D A, et al. Decod-

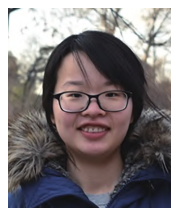
ing grasp and speech signals from the cortical grasp circuit in a tetraplegic human[J]. Neuron, 2022, 110(11): 1777-1787.e3.

- [38] PROIX T, DELGADO SAA J, CHRISTEN A, et al. Imagined speech can be decoded from low- and cross-frequency intracranial EEG features [J]. Nature Communications, 2022, 13: 48.
- [39] SUN Y, SHEN A, SUN J, et al. Minimally invasive local-skull electrophysiological modification with piezoelectric drill[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2022, 30: 2042-2051.
- [40] LIU B, WANG Y, GAO X, et al. eldBETA: A large eldercare-oriented benchmark database of SSVEP-BCI for the aging population[J]. Scientific Data, 2022, 9(1): 252.
- [41] WOLPAW J R, WOLPAW E W. Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice [M]. New York: Oxford University Press, 2012.
- [42] WIERZGAŁA P, ZAPAŁA D, WOJCIK G M, et al. Most popular signal processing methods in motor-imagery BCI: A review and meta-analysis[J]. Frontiers in Neuroinformatics, 2018, 12: 78.
- [43] LIU B, CHEN X, WANG Y, et al. Promoting brain-computer interface in China by BCI Controlled Robot Contest in World Robot Contest [J]. Brain Science Advances, 2022, 8(2): 79-81.

作者简介



陈小刚 男,1986年生,湖北武汉人。中国医学科学院生物医学工程研究所副研究员,主要研究方向为脑机接口。
E-mail: chenxg@bme.cams.cn



陈菁菁 女,1993年生,四川广安人。清华大学心理学系博士后,助理研究员,主要研究方向为基于脑电的情感计算和学习科学。
E-mail: chen-jj15@tsinghua.org.cn



刘冰川 男,1992年生,湖北黄冈人。清华大学生物医学工程系博士研究生,主要研究方向为脑机接口的解码方法研究、人工智能方法在脑机接口中的应用,以及神经调控等。
E-mail: lbc14@tsinghua.org.cn



高小榕(通讯作者) 男,1963年生,北京人。清华大学生物医学工程系教授,主要研究方向为脑机接口。
E-mail: gxr-dea@tsinghua.edu.cn