



脑机接口——脑信息读取与脑活动调控技术

许未晴³, 陈磊^{1*}, 隋秀峰⁴, 田沅⁵, 刘志勇^{2*}

1. 中国工程院战略咨询中心, 北京 100088;

2. 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190;

3. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191;

4. 北京理工大学管理与经济学院, 北京 100081;

5. 北京师范大学人工智能学院, 北京 100875

* 联系人, E-mail: cl@cae.cn; zyliu@ict.ac.cn

2022-03-27 收稿, 2022-07-21 修回, 2022-07-22 接受, 2022-07-25 网络版发表

中国工程院重大咨询项目(2019-ZD-1)资助

摘要 脑机接口(brain-computer interface, BCI)技术通过建立大脑与外部设备之间直接的信息交流和信号控制通道, 实现脑思维活动与外界通信和交互作用, 从而进行脑信息读取、外部执行设备的控制, 以及脑活动的调整和控制。脑机接口是一种多学科融合的交叉技术, 涉及神经科学、计算机科学、通信与信息处理技术、人工智能技术等, 展现了广阔的发展和应用前景, 包括医疗与康复、科学与教育、自动驾驶、工业控制等。同时, 脑机接口技术的发展和面临重要的技术以及法律和伦理方面的挑战。本文简要介绍脑机接口技术的基本原理和组成, 从信号获取、神经解码和认知脑机接口等关键技术角度阐述了国内外研究现状: 从技术角度, 讨论了脑机接口技术面临生物兼容性、通信速率、信号获取和处理、神经解码、安全等方面的挑战; 从伦理和法制角度, 指出该技术面临隐私、自由意志、身份认同和社会公平等方面的挑战。最后, 展望了脑机接口技术未来的研究方向和应用前景。

关键词 脑机接口, 神经信号读取, 神经解码, 安全性, 法律问题, 伦理问题

脑机接口技术通过检测大脑内神经活动信息, 建立不可见的神经活动信息和可见行为反应之间的直接关系, 将大脑神经活动转化为运动指令直接操控外界设备, 从而跳过了大脑中转到肌肉组织或外周神经操控肌肉组织的中间过程, 将成为可以破解人脑神经信息运行机制、攻克脑疾病以及辅助人类智能活动的重要技术^[1~3]。

本文概要介绍脑机接口技术的基本原理和系统组成、发展概况和应用前景, 并介绍该项技术发展面临的技术和伦理方面的挑战性问题。

1 脑机接口系统的构成

脑机接口技术通过采集脑电信号、读取至计算机、分析和提取其中携带的特征信息, 将其转化为控制外部设备的指令并控制执行设备的动作, 同时将外部设备的状态反馈至大脑, 实现外部设备的精确控制。另外, 脑机接口技术的发展为人们通过电子设备对脑神经进行刺激, 从而为直接对脑神经活动进行调整和控制提供了可能。脑机接口主要包含信号采集、处理、控制和反馈4个部分(图1)^[2]。

信号采集部分负责对大脑神经电活动的采集, 有

引用格式: 许未晴, 陈磊, 隋秀峰, 等. 脑机接口——脑信息读取与脑活动调控技术. 科学通报, 2023, 68: 927–943

Xu W Q, Chen L, Sui X F, et al. Brain-computer interface—Brain information reading and activity control (in Chinese). Chin Sci Bull, 2023, 68: 927–943, doi: [10.1360/TB-2022-0338](https://doi.org/10.1360/TB-2022-0338)

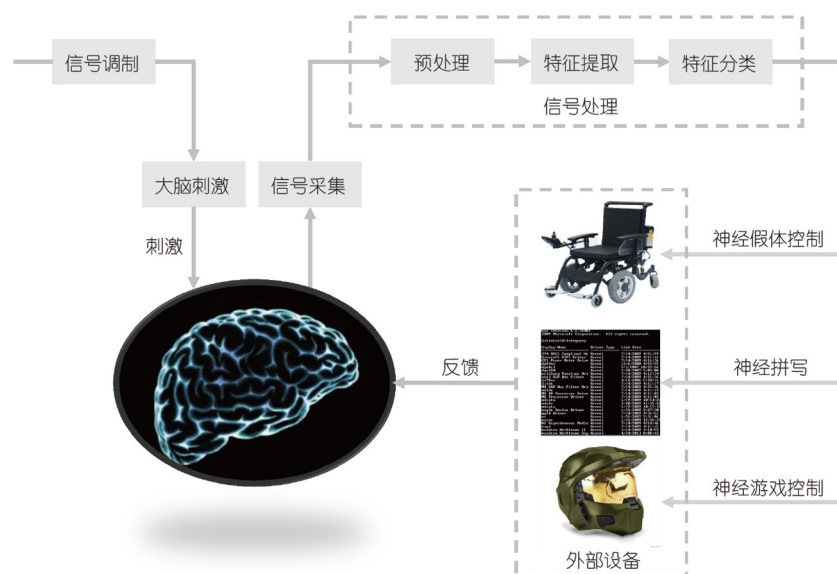


图1 (网络版彩色)脑机接口系统结构框图

Figure 1 (Color online) Basic structure of a brain-computer interface system

植入式、非植入式和半植入式3种方式。植入式脑机接口是将电极芯片直接插入大脑深部核团。该方法采集的神经电信号精度高,信噪比高,但植入式的芯片会对植入位置周围的神经细胞造成损伤,安全风险较高。非植入式脑机接口是将电极芯片贴附在头皮外表面,对脑细胞没有损伤,但采集的神经信号质量不高:其信号精度低,分辨率差,并容易受到外界信号的干扰,高频电活动易于被背景噪音所淹没。介于上述两种方式之间的是半植入式,它在采集信号的质量、实现的方便性、技术安全性等方面与上述两种方式相比各有优劣。

信号处理部分对采集到的大脑神经电活动信号进行处理,运用各种信号处理和机器学习算法,获取脑电信号与大脑活动之间的关系;其主要过程包括预处理、特征提取和特征分类。电信号预处理是对采集过程中的噪声干扰信号进行过滤,如采集过程中不可避免的眼电、肌电、心电以及设备和环境的电磁干扰等,通过滤波降噪的方法提高记录信号的信噪比。其中,常用的信号预处理方法有空间滤波器、时间滤波器、通道选择以及频带选择。特征提取是在预处理信号的基础上,获取电信号各种特征参数并组成特征向量。特征参数包括时域信号和频域信号两大类,相应的特征提取方法也分为时域法、频域法和时频域方法。特征分类则是建立大脑信号的特征向量与大脑活动之间的关系,通常采用机器学习的方法实现特征分类。

经过处理的脑电信号(即神经元/神经元群的活动信号)要经过神经解码转换为对外部设备进行控制的指令,从而控制外部设备的动作,实现脑与外界的交互。控制设备一般包括进行语音交流、肢体运动、机器交互等各种设备,如人工轮椅、假肢,或者计算机光标、操纵杆等控制的游戏、驾驶或其他执行装备。控制环节主要涉及神经解码算法,将神经元/群体的活动信号转换成外界设备可识别的信号。通过各种线性和非线性多元算法,如判别分析、多元线性回归和各种机器学习方法,对神经集成数据进行实时或离线分析。在控制环节,神经解码算法设计中一个重要的考虑是算法的准确性,提高控制质量;另一个重要的考虑是算法的鲁棒性,克服泛化能力不强从而在信号变异时不能正确解码;此外,还要考虑长期应用的脑机接口可能需要经常进行调整的问题。深度学习作为一种机器学习算法已用于神经解码,该类算法使用具有大量隐藏层的神经网络,有利于处理复杂的非线性脑电信号,是本领域的热点研究方向。目前,待解决的问题包括:信号变异性大引起泛化性差的问题、信号训练样本少引起过拟合问题、多分类信号影响识别效率的问题等。

反馈环节主要是把外部设备的运行状况信息反馈给使用者,通过不断减小预期状况和实际反馈得到的结果差异,实现使用者的控制意图。反馈信号在大脑和人工设备之间建立一个封闭的控制回路,并帮助使用

者精准地操控外部设备。根据应用的不同,反馈环节的设备类型有很大的不同。一类是用于对大脑直接电刺激的神经信号调制器。Fitzsimmons等人^[4]的研究表明,对皮层的电刺激可以实现猴子与大鼠的行为引导,电刺激可以作为外界环境反馈给大脑信息的手段。另一类是根据外部设备状态(如机械臂或轮椅的运动、操纵杆的运动、光标点位等)发生视觉、听觉和触觉信号,刺激大脑产生神经信号。对于单一的视觉反馈带有延迟,难以适应复杂环境的问题,Chatterjee等人^[5]的研究表明,结合视觉与触觉的反馈方式精度要优于单一视觉反馈,多种信号联合作用于反馈环节是提高精度的重要途径。

2 脑机接口技术的国内外研究现状

2.1 脑机接口技术的发展历程

2.1.1 脑电信号验证和脑机接口概念的提出

脑机接口技术的最初研究是为了验证脑电信号的存在性。追溯至1875年,英国医生、生理学家Canton在动物大脑中探测到电信号^[2,6]。德国精神病医生Berger于1924年发明了脑电图仪(electroencephalogram, EEG),并记录下人脑活动信号^[2,3]。神经科学、现代信息技术和硬件电路系统技术的快速发展,催生了现代的脑机接口技术。

1973年,脑机接口的概念由美国加州大学洛杉矶分校Vidal^[7]提出并最早验证了该项技术的可行性。他们介绍了采用脑神经信号作为人脑与计算机的通信接口,并且作为一种神经生理学工具研究脑电活动的产生和控制问题。此后,脑机接口技术快速发展。在脑机接口系统中,大脑与外界的信息交互包含三方面:大脑向外界单向传递信息;外界向大脑单向传递信息;大脑与外界进行信息交互。

2.1.2 电脑光标和机械臂的控制

对电脑光标和机械臂的控制系统是较早实现的脑机接口系统,也是持续发展和获得广泛应用的系统。1991年, Wolpaw等人^[8]成功为严重运动障碍患者开发出一种新的沟通和控制技术,使受试者可以利用8~12 Hz、 μ 节律头皮脑电信号,将光标从视频屏幕中心移动到位于顶部或底部边缘的目标。1998年, Kennedy等人^[9]发明了由微电极和玻璃锥构成的脑机接口装置,并首次将其植入因脑干卒中而完全瘫痪的受试者大脑皮层2 mm深度的位置,通过电极与大脑皮层细胞

外基质的紧密贴合,被试者通过大脑的思考实现了电脑光标的控制。2000年, Wessberg等人^[10]采集了灵长类动物执行任务时运动前区、初级运动区和后顶叶皮质区神经元信号,采用线性和非线性算法分析皮层神经元群体信号,实时预测了一维和三维手臂运动轨迹,实现了对复杂假肢机器人手臂运动的控制。

2001年以来,随着应用基础研究逐渐成熟,脑机接口技术的商业化研发也逐步开展。Donoghue与布朗大学的研究组织共同成立了Cyberkinetics,研发了脑机接口植入式系统BrainGate^[11]。2004年,他们成功将犹他电极(96通道)植入瘫痪病人的初级运动皮层,实现了被试者通过思考控制机械臂的运动。2008年, Velliste等人^[12]将微电极阵列植入猕猴的主要运动皮层采集锋电位,先训练猕猴使用操纵杆控制一个五自由度机械手臂,建立锋电位与机械手臂运动的关系,然后,猕猴使用大脑的锋电位替代操纵杆控制机械手臂抓取随机放置的食物。

2.1.3 远程复杂运动控制

采用植入式方法实现假肢或外部设备控制具有实现的方便性和安全性方面的不足。采用非植入式方法实现外部设备控制,尤其是三维环境中的复杂运动控制,是一个具有挑战性的问题。Doud等人^[13,14]利用运动想象EEG方法,使被试者在三维物理空间中控制四旋翼无人机,快速、准确、连续地追踪一系列目标,以及对四旋翼无人机进行制导。该研究表明了采用EEG非植入式技术实现三维空间远程复杂控制的潜力。

2.1.4 高速率通信

对于众多非植入式脑机接口,通信速率是一个影响其发展和应用场景的重要问题。2015年,清华大学Chen等人^[15]提出了一种新的联合频率相位调制方法,用0.5 s长的闪烁信号标记40个字符,并开发了一种使用单个校准数据的用户特定目标识别算法,实现高达每秒5.32位的信息传输速率(internal transfer rate, ITR)。研究表明,采用非植入式脑机接口可以提供一个人脑与外界的高速信息通道。

2.1.5 双向和闭环脑机接口

上述脑机接口技术的研究主要致力于分析大脑信号、提取特征信息,还主要处于大脑向外界单向传递信息并对外部执行设备实现控制。从另一个角度出发,即通过对脑神经的特定区域实施刺激(如电脉冲、电磁和光学等技术手段)可以对脑神经活动实施调控,形成双向和闭环的脑机接口。通过这种外部信号直接刺

激调控脑神经的活动,可以提高脑机接口应用系统的性能和效果。

2011年, O'Doherty等人^[16]提出一种脑-机-脑接口(brain-machine-brain interface)技术, 验证了双向脑机接口的概念。该项研究中, 在猴子脑皮层植入微电极, 当猴子执行目标物体的选取时记录其脑电信号; 同时, 产生其接触特定物体时的触觉信号(经过编码的人工触觉特性), 并通过微电极进行反馈。该项研究证明, 可以通过这种反馈刺激改善机器人或神经假肢的控制。

与上述研究^[16]对猴子进行实验不同, 2021年, Flesher等人^[17]提出一种双向脑机接口技术, 对人类参与者进行双向脑机接口技术的实验。实验中对一位人类受试者植入微电极, 在采集运动皮层活动信号的同时, 对体感皮层进行微电极刺激产生触觉信号, 并把这种微电极刺激产生的人工触觉感知信息与其视觉信息综合应用于机械手假肢的运动和抓取控制, 改进了控制性能。

2.1.6 混合脑机系统

随着计算机科学技术的发展, 将高速计算和人工智能技术应用于脑机接口技术, 实现大脑神经信息在外部世界与大脑间双向传递, 从而改变大脑的机能, 可能会提高人类的脑力水平。通过脑机接口直接对脑神经刺激, 从而把人工产生的智能直接施用于生物脑, 可能产生“生物电子人(cyborg)”或电子设备与人的“共生体(symbiosis)”。

2016年, 浙江大学Wu等人^[18]通过脑机接口, 将基于机器学习的人工智能与生物智能结合, 形成混合脑机系统, 应用于大鼠迷宫学习任务。该项研究在受试大鼠的脑中植入微电极, 让大鼠执行走迷宫任务。实验中在迷宫上方安装俯瞰摄像机, 并将摄像信号通过计算机转换为用于导航的脑刺激信号, 刺激大鼠内侧前脑束(medial forebrain bundle, MFB), 提高了大鼠的学习和决策能力。研究表明了生物脑和计算机构成的混合系统中机器操作对生物脑学习和记忆的重要作用, 展示了混合脑机系统应用于增强人类学习和记忆的技术前景。

2017年3月, Elon Musk宣布投资成立脑机接口公司Neuralink, 将人类大脑与人工智能相结合, 以加强大脑机能。他们研发了一种可扩展的高带宽脑机接口系统, 其中包含超细聚合物探针、神经外科手术机器人和定制的高密度电子设备^[19]。随后, 他们于2020年8月

实现了微小芯片对猪脑的植入和信息获取^[20], 并于2021年4月进行了恒河猴通过脑机接口用意念控制进行游戏的实验, 在微型脑机接口实现技术上取得了重要进展。

2.2 脑机接口的分类

从不同的视角出发, 可以对脑机接口进行不同的分类。例如, 按照脑机接口信息获取方式及在生物体中的位置, 可以分为植入式、非植入式和半植入式脑机接口; 按照其研究的脑功能, 可以划分为处理较简单的运动和感知功能的脑机接口, 以及处理高级的记忆、学习、决策等认知功能的脑机接口; 也可以按照其应用目的划分为以治疗为目的的脑机接口和以神经增强为目的的脑机接口等。脑机接口技术的发展已经使得该项技术从处理较简单的运动感知脑机接口扩展到处理高级的记忆、学习等认知功能的认知脑机接口。本文按照脑机接口信息获取方式及在生物体中的位置不同, 介绍脑机接口的分类。

根据获取大脑信号位置的不同, 可将脑机接口分为皮层以内、皮层以外和皮层表面3种方式, 通常称为植入式、非植入式和半植入式脑机接口。

2.2.1 植入式脑机接口

植入式脑机接口采集大脑皮层电信号, 包括动作电位和局部场电位。动作电位指人体感知外界刺激后600 ms内, 单个神经元的放电信号。为了记录单个神经元的活动, 将直径约为20 μm 的电极植入脑皮层几毫米。这种穿透性微电极引起细胞物质反应形成鞘层, 使神经细胞死亡和组织电阻增加, 电信号的幅值减小, 信噪比降低, 不利于长时间植入。增加信号幅值的方法之一是采集相互关联的局部区域多个神经元的放电, 即局部场电位(local field potential)。与动作电位的区别是, 局部场电位由一定区域多个神经元共同产生, 多个神经元协同表达对刺激的反应, 电极植入位置不需要精确到单个神经元的尺度, 且植入时间可达到几年。

1963年, Walter等人^[21]首次完成脑机接口技术实验, 将电极植入癫痫病人大脑中, 将大脑皮层所产生的信息转换为控制幻灯片播放的控制信号, 人类第一次在实验中靠意念控制外部设备。2016年, Vansteensel等人^[22]采用植入脑机接口用于晚期肌萎缩侧索硬化症患者。患者注视电脑屏幕的光标, 当光标移动到选择的字母上时, 想象右手点击该字母。通过脑电信号特征提取, 患者能够控制商业通讯软件打字, 正确率达到95%。

2017年, Ajiboye等人^[23]采用植入式脑机接口, 通过大脑产生的信号控制仪器对肌肉进行电刺激, 使四肢瘫痪患者完成伸展和抓握运动。被试者术后311 d完成点对点目标的抓取, 协调多关节手臂运动, 目标抓取精度达80%~100%。2020年1月8日, 浙江大学求是高等研究院“脑机接口”团队与浙江大学医学院附属第二医院合作完成了中国第一例植入式脑机接口临床研究, 一名72岁的瘫痪病人借助脑机接口通过脑电信号控制机械臂和机械手, 抓取和喂食可乐, 首次证明高龄患者利用植入式脑机接口进行复杂而有效的运动控制是安全可行的^[24]。

2.2.2 半植入式脑机接口

虽然伽马波段局部场电位植入电极可长时间使用, 但它仍然具有损伤性。半植入式电极可以从大脑表面记录高伽马能带活动(electrocorticography, ECoG)^[2,3], 比穿透性电极更安全。大多数皮质神经元垂直于皮质表面, 形成具有相似活动的皮质神经柱。将大脑表面电极放置于皮质神经柱上方得到的电信号, 可以反映单个神经元的活动情况。

2012年, Anderson等人^[25]定量地比较了不同大脑各区域对肢体运动速度大小和方向的敏感程度, 建立了ECoG信号与运动参数之间的关系。实验表明, 表征速度大小和方向的ECoG活动主要在初级运动皮层中, 并证实了运动皮层在脑机接口应用中的重要作用。2016年, Jacques等人^[26]研究了ECoG和功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)信号之间的联系、fMRI和高频宽带ECoG反应(30~160 Hz)之间的相关性, 表明fMRI和高频宽带ECoG反应之间相关性强而快速耦合, 且腹侧颞叶皮质(ventral temporal cortex, VTC)中的fMRI类别选择信号与前馈神经处理有关。2019年, Anumanchipalli等人^[27]记录腹侧感觉运动皮层的连续神经活动(高伽马振幅包络和低频成分), 采用发音运动学特征解码和声音参数解码两步解码, 实现被试者通过脑电信号ECoG调制语音发声与外界交流。

ECoG研究的快速发展有两个主要原因。首先, 其侵袭性减小, 稳定性增强, 准确度高。其次, 可以在人类身上进行神经生理学研究。ECoG最初是为了避免穿透性电极的并发症, 现已成为研究大脑群体活动有效的神经科学工具。

ECoG虽然在降低大脑损伤的同时保持较高的性能, 但很难分辨来自深层皮质或皮质下结构具有空间

特异性的信号。功能性超声(functional ultrasound, fUS)成像是一种新型的微创神经成像技术, 使用超快多普勒血管造影术显示局部血容量变化, 可以实现一次性解码运动意图。与现有的功能性神经成像技术相比, 其提高了时空分辨率(小于100 mm和100 ms), 并且在大视场(几厘米)范围内具有高灵敏度(约1 mm/s)^[28]。

2021年, Norman等人^[29]采用fUS神经成像研究运动规划与神经的相互关系, 包括运动的方向和运动的部位(如眼睛和手)。当非人灵长类动物(non-human primate, NHP)执行记忆引导运动时, 使用fUS神经成像以100 mm分辨率记录脑血容量的变化。他们记录后顶叶皮质上方(空间感知、多感官整合和运动规划非常重要的区域)的硬脑膜外超声信号, 然后使用运动前延迟期的fUS信号, 实现了一次性解码动物的预期方向和运动的部位, 从而为采用功能性超声神经成像进行侵入性小、分辨率高、可扩展的神经记录和大脑接口提供了新的技术。

2.2.3 非植入式脑机接口

非植入式主要有头皮脑电图和脑磁图(magnetoencephalography, MEG)两种。非植入式的优势是对大脑没有创伤, 安全性高, 成本低, 缺点是其所带的信息比植入式少, 分辨率低。脑电图测量神经元兴奋产生电流的变化, 脑磁图测量流经神经元电流产生的磁场。脑磁图比脑电图具有更高的时空分辨率, 可减少训练时间和加快通信速率^[30], 被成功地用于定位大脑内的活动区域^[31]。脑磁图由于设备庞大和昂贵, 不适合日常使用。

脑电图的控制信号主要有P300电位、慢皮层电位(slow cortical potential, SCP)和视觉诱发电位(visual evoked potential, VEP)。P300是一种与大脑认知相关的外源性诱发电位, 主要位于中央皮层区域。它是当人体受到外界刺激后300 ms左右出现的正电位波峰。慢皮层电位在大脑皮层脑电信号中的频率最低, 持续时间在300 ms和几秒之间, 电位有正有负。慢皮层电位随着大脑思维活动的强烈程度而变化。视觉诱发电位是指神经系统接受视觉刺激(如形状、颜色或亮度等变化产生的刺激)所产生的放电。

1964年, Chapman和Bragdon^[32]首次通过实验发现P300电位。至今, P300电位脑机接口已成为一种经典、简单和不需要训练的脑机接口^[33]。这种脑机接口易受到人为因素, 如注意力、动机和疲劳的影响, 通常用于有严格协议和操作人员监督的实验室, 为残疾人提供通信设备^[12], 为失去肌肉控制能力的人提供脑控轮

椅^[34], 以及为健康人提供游戏的虚拟环境^[35].

慢皮层电位可作为控制信号, 移动电脑屏幕上的光标在水平和垂直方向移动. 被试者借助一种信号转换器^[36]产生自发的SCP电位. 信号转换器是一种通过显示视觉和听觉标记, 使被试者学习改变SCP电位的工具, 通常采用屏幕上的光标位置, 连续地反映SCP电位的幅度. SCP电位已在肌萎缩侧索硬化症(amyotrophic lateral sclerosis, ALS)^[37]患者身上进行了广泛的测试. SCP电位分类的准确率在70%~80%之间变化, 可以实现正常通信, 但通信速率相对较低. 此外, 使用SCP电位的脑机接口需要较长时间(几个月)的训练.

稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)脑机接口通过比较患者与正常人SSVEP电位的差异诊断各种疾病, 如偏头痛、自闭症、认知老化^[38], 以及双相情感障碍和精神分裂症^[39]患者的异常神经系统. 另一方面, SSVEP可以输出患者所需的指令, 控制外部设备, 从而恢复/重建受损肌肉的功能, 有效地加快康复进程. 如上肢康复、踝关节康复机器人^[40], 这些设备可以刺激受损的肌肉来执行患者自己无法执行的更精确的运动任务. SSVEP为残疾人提供了与环境更直接的互动, 通过观察不同的刺激来识别各种指令并控制家中相应的设备^[41]. Saboor等人^[42]设计了一种增强现实智能眼镜, 通过聚焦眼镜上显示的不同SSVEP刺激来控制环境中的物品.

近年来, 功能近红外光谱(functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)引起了人们极大的兴趣. 由于大脑活动与被试者血流动力学反应的空间或时间有关, 通过近红外光(约650~1000 nm波长)测量的含氧血红蛋白(oxygenated hemoglobin, HbO)和脱氧血红蛋白(deoxygenated hemoglobin, HbR)浓度, 可以表征大脑活动^[43]. 与EEG相比, fNIRS的鲁棒性更强, 而便携性和运行成本相当. fNIRS最常用的大脑区域是感觉运动皮层和前额叶皮层, 相关脑活动包括运动想象、心算、音乐想象、语言流畅性等. 由于空间和时间分辨率高, fNIRS可以用于自发的神经活动, 而不是诱发神经反应(如视觉或听觉诱发反应). 2019年, Zheng等人^[44]提出了一种基于静息状态独立成分分析(resting-state independent component analysis, RSICA)的空间滤波算法, 从静息状态数据中提取与任务相关的时空脑信号中不同的独立成分, 对多通道运动想象任务进行特征提取. 由于采用该项技术需要的训练集相对较小, 因此可以显著降

低训练负担.

2.3 神经解码技术

从信息处理的角度出发, 各类脑机接口的主要关键技术均包括信号获取技术、信号处理技术、神经解码技术等. 信号处理部分运用各种信号处理和机器学习算法, 对采集到的大脑神经电活动信号进行处理, 其主要过程包括预处理、特征提取和特征分类, 如第1节中的介绍. 神经解码技术是针对脑机接口应用场景的一种特别的信息处理技术. 脑机接口通过神经解码把神经元/群体的活动信号转换成外界设备可识别的命令, 从而实现脑与外界的交互. 本节专门介绍其研究进展.

神经解码技术通过信息转换, 把神经元或神经元群的活动信息转换为执行设备可识别的指令, 使被试者的大脑与外界设备直接通信, 控制外界设备执行神经元信号所表征的行为. 建立上述两种信号的映射关系, 需构造多个参数, 由于参数的赋值因神经元的种类和活动而异, 需根据具体任务设置参数的值, 这个过程称为训练. 训练前, 从神经元信号中提取与表征行为相关的部分信号. 训练后, 通过比较神经元的真实行为与从神经元信号中解码得到的行为来评估解码的准确率. 准确率符合要求后, 可进行神经解码^[45].

Carmena等人^[46]采用维纳滤波器技术构造线性解码算法进行神经解码, 并对恒河猴通过脑机接口控制机械臂运动进行实验. 在实验中, 首先采集猴子操作操纵杆、控制机械臂运动时的神经元信号. 然后, 建立机械臂的位置、速度和握力等参数与多通道神经元信号之间的关系, 实现了猴子的视觉神经元信号控制机械臂的伸展和抓取动作. 实验表明, 采用神经元群信号比单神经元信号可以提高脑机接口的准确性.

上述线性解码算法是指将大脑外部参数表示为多通道神经元信号的加权平均. 训练各通道神经元活动影响大脑外部参数的权重值, 从而建立神经元活动与外界参数的函数关系. 经过多年的发展, 解码算法有很大的进步, 可以将典型的算法分为线性算法和非线性算法.

卡尔曼滤波器^[47]利用了神经元信号 $y(t)$ 及噪声 $q(t)$ 和系统状态 $x_{\text{VKF}}(t)$ 及噪声 $w(t)$ 的统计学信息, 属于统计学算法. 该方法通过状态转移模型(A)预测从前一个状态 $x_{\text{VKF}}(t-1)$ 到下一个状态 $x_{\text{VKF}}(t)$ 的估计值, 以估计值与真实值最小均方差为目标函数, 得到系统状态的最优

估计. 卡尔曼滤波器应用于脑机接口时, 将多通道神经元信号作为输入, 以行为变量(机械臂的位置和速度)为状态变量, 建立状态观测模型(C), 根据前一个状态得到下一个状态估计值, 计算神经元信号的估计值与真实值均方差, 调整状态变量值, 使均方差达到最小, 得到机械臂控制信号 $x_{\text{VKF}}(t)$ 的最优估计. 式(1)和(2)表示了滤波器的基本形式:

$$x_{\text{VKF}}(t) = Ax_{\text{VKF}}(t-1) + w(t), \quad (1)$$

$$y(t) = Cx_{\text{VKF}}(t) + q(t). \quad (2)$$

机器学习算法广泛应用于脑机接口的神经解码技术中^[48], 例如, Sussillo等人^[49]将递归神经网络(recurrent neural network, RNN)方法用于神经解码. 递归神经网络内部具有反馈连接, 是一种动态神经网络, 网络节点当前时刻的值是历史值的函数, 适用于学习复杂时间序列数据中的非线性关系. 研究中, RNN从猴子M1活动中连续地解码出手臂运动学信号, 执行相同任务, 解码效果优于卡尔曼滤波器.

尽管递归神经网络取得了巨大的成功, 但需使用梯度下降算法^[50]训练网络仍然是一个挑战, 且它对反馈至网络的输入不敏感. 为了解决长期依赖和梯度计算问题, Hochreiter和Schmidhuber^[51]开发了长-短期记忆(long short term memory, LSTM)网络. Wang等人^[52]开发了一个基于LSTM的框架来提取时变EEG信号的基本特征. 为了提高基于LSTM框架的泛化性能, 减少过度拟合的可能性, 采用了1d AX和信道加权技术, 使脑电信号表示更加简洁, 从而简化了LSTM网络的训练难度.

此外, 多种人工神经网络也用于脑机接口的神经解码技术中, 例如, 多层感知子网络^[53]、自适应逻辑网络^[54]和生成对抗网络^[55]等. 自适应算法可以通过适应神经元活动对运动意图表达的变化, 自动调节解码参数, 提高脑机接口性能. Taylor等人^[56]首次提出自适应解码算法, 用于改进猴子神经元活动到光标三维运动的实时解码效果. 该项研究中, 受试猴子可以通过观察受其大脑控制运动轨迹获得反馈, 从而其细胞调节的特性发生变化. 通过算法设计使得其进行运动控制的脑活动适应这种变化, 不但使得仅用很少的脑皮质细胞生成运动序列, 而且可以通过训练提高运动控制的精度. 在这项研究之后, 许多自适应算法被提出. Li等人^[57]提出了一种自适应解码技术. 他们提出贝叶斯线性回归自训练方法, 利用解码器的输出对贝叶斯线性

回归模型中神经元调谐模型的参数进行周期性调整, 能够长时间地改善控制精度和稳定性. 与其他技术不同, 该研究表明^[57], 可以不需要受试猴子的运动信息而采用其贝叶斯回归自训练方法, 通过先前的模型参数、现实的神经活动信息以及解码器输出计算神经元模型的参数改变, 从而可以改善控制精度和稳定性.

长时间使用的植入式脑机接口在使用中会因为记录的神经元的变化而形成神经信号的变化, 从而需要经常进行校准以使得从神经元活动信号解码出正确的运动意图. 文献^[55]提出一种技术, 通过深度学习从主运动皮层的神经活动信号中学习运动意图信息, 从而可以提高运动意图预测的精确性; 并且采用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)技术设计了一种网络结构——对抗域自适应网络(adversarial domain adaptation network, ADAN), 通过对ADAN的训练提高脑机接口性能的稳定性. 该技术改进了从神经元活动解码运动意图的准确性以及脑机接口性能的稳定性, 并且减少了需要的训练数据量.

2.4 认知脑机接口

按照大脑活动的层次, 脑机接口可划分为低层次运动感知活动的脑机接口和高层次认知活动的脑机接口. 脑机接口具备作用在认知层面, 如认知状态、执行功能、决策、记忆、注意力和语言的能力, 则称为认知脑机接口. 区别于仅处理简单运动和感觉功能相关的较低层次脑活动, 认知脑机接口处理更高阶, 即认知层次的大脑活动^[58]. 本文介绍认知脑机接口技术的研究进展, 包括运动决策解码、运动想象、从人脑皮层电信号解码语义信息, 以及通过电脉冲刺激增强认知功能等.

目前, 认知脑机接口系统主要涉及从运动神经之外(高阶)的神经信号中解码运动决策行为. Hasegawa等人^[59]从猴子上丘神经元的活动中解码了去与不去的运动决策, 以及眼睛扫视的方向. Musallam等人^[60]从大脑皮层顶叶到达区的神经活动中解码了运动决策. 研究中, 首先暗示猴子给予一定的奖励, 给几秒钟思考的时间后, 执行手臂动作获取奖励. 然后, 采用贝叶斯算法实现了对期望奖励神经活动的解码.

Ifft等人^[61]研究了重新规划运动目标中的决策问题, 采用线性判别分析和维纳滤波器从感觉运动皮层神经元群的活动中提取运动计划转换. 两只恒河猴被训练在目标出现时用操纵杆向视觉目标移动. 在运动

计划改变行为的实验中,首先采用分散注意力目标闪烁50、150或250 ms(每个实验的25%),然后,在不同屏幕位置显示真实目标,实现目标的改变.实验发现,无论是坚持移动到初始目标的决策,还是取消初始计划并移动到新目标的决策,都可以从感觉运动神经元群活动中解码.因此,对运动计划的解码可以改善运动脑机接口系统,使其具有早期检测运动决策的能力.

Aflalo等人^[62]解码了一例四肢瘫痪患者颅内后顶叶皮层(posterior parietal cortex, PPC)神经元(与高阶运动行为相关^[63])的活动.该项研究通过在被试者的后顶叶皮层植入微电极阵列,记录被试者在执行运动想象任务时不同神经元群的活动信息,并解码出运动想象信息.实验发现,受试者想象的特定动作(例如,想象手对嘴或耳朵的运动、肩膀旋转等)会触发不同的PPC神经元活动.该项研究验证了从后顶叶皮层活动可以解码运动目标、运动轨迹和运动类型等人类行为的高级认知信息,为认知脑机接口设计提供了依据.

Pei等人^[64]通过脑皮层电信号解码人类语言.实验中被试者通过发声或想象所要表达的词语,采用ECoG信号解码语音或想象单词中的元音和辅音.结合时域和频域特征,采用贝叶斯分类器进行解码,在元音解码和辅音解码任务中获得了显著高于概率水平的准确率.这一研究提供了采用脑电信号解码出人类发声甚或想象词语的可能性,从而为语言障碍者提供交流的手段,并实现静默通信.

Berger等人^[65]提出一种技术,可以通过向大鼠海马体特定区域施加电脉冲刺激而恢复或增强大鼠的认知和记忆功能.该项技术通过电极获取大鼠海马区神经元群活动信息并采用多输入多输出(multi-input-multi-output, MIMO)建模,开发了一种基于MIMO非线性模型的刺激设备,生成代替CA3到CA1的编码信号来调控CA1神经元的活动.

Wang等人^[66]提出一种技术,从人的大脑皮层活动中解码语义信息.当受试者执行涉及语义信息处理的简单语言任务时,记录皮层电(ECoG)信号.他们在左侧额下回(left inferior frontal gyrus, LIFG)和颞上回后部(posterior portion of superior temporal gyrus, pSTG)观察到强烈的高伽马带(60~120 Hz)激活,其时间序列对应于言语产生和感知.他们采用高斯朴素贝叶斯和支持向量机分类器对覆盖额叶、颞叶和顶叶皮质的ECoG电极捕捉到的皮质活动信号进行解码,从而可以预测对象的语义类别.此项研究表明,可以利用ECoG从人的脑皮层活动中获取语义信息,为开发基于语义的脑机接口提供了理论依据和技术手段,可为患有严重运动或交流障碍的人提供语言交流工具.

综上所述,本文论述了脑机接口技术发展中产生的一些有重要影响的技术,包括脑电信号的验证、电脑光标和机械臂的控制、远程复杂运动控制、高速率通信、混合脑-机系统、双向和闭环脑机接口等(图2),并从脑机接口分类、神经解码技术和认知脑机接口的

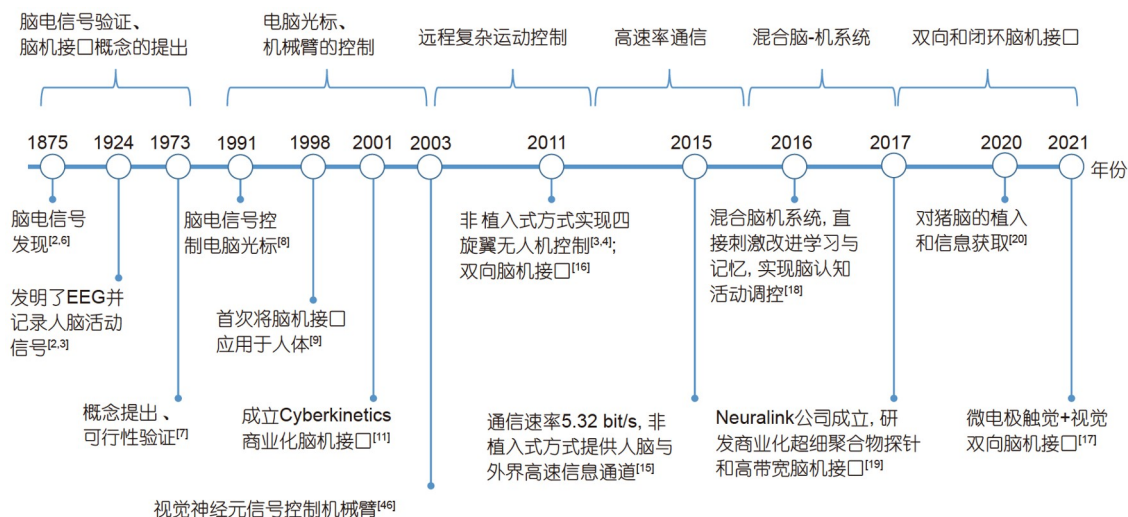


图2 (网络版彩色)脑机接口发展中的一些重要技术

Figure 2 (Color online) Some important events in the development of the BCI

角度对重要技术进展进行了分类介绍。

3 挑战与展望

目前,脑机接口正在高速发展时期,同时面临很多挑战。总体而言,我们可以把脑机接口技术目前面临的挑战归结为3个方面:第一,技术方面提高性能和实用性的挑战;第二,安全性方面的挑战;第三,伦理和法律方面的挑战。从信号采集的角度,需开发生物兼容性更好的微电极及其植入方法,实现对神经元长期、稳定和安全的读取和控制^[19,67,68]。从信号处理角度,需开发出能快速准确识别神经信息的编解码算法^[2,3,69]、高速处理数据的专用芯片等,以实现安全、高带宽的信号传输和处理系统。将脑机接口应用于脑信息的读取和脑活动的调控,可以为脑科学的研究提供重要的技术工具,为人类的健康、医疗、教育、社会安全等提供科学基础和技术手段^[2,3,13];同时,也需要解决安全和隐私、自由意志和社会公平、身份认同等伦理方面的挑战^[70~73]。

3.1 脑机接口系统的性能和适用性问题

3.1.1 通信速率问题

提高通信速率是脑机接口技术研究的一个重要方向。目前,脑机接口的传输转换速率远不及大脑与外界信息交互的需求。脑机接口系统采集到大脑信号后进行信号处理,之后转换成机器语言而被电脑所接受。目前,基于P300的脑机接口最大信息转换速度为15~25 bit/min,基于视觉诱发的系统稍高,已报道最高通信速率仅为325.33 bit/min^[74]。以演讲每分钟100~150个英文单词为例估算,仅文字信息的通信速率为700~1000 bit/min。此外,加上语音、语调和表情所表达的信息就更多。与此同时,脑电信号的信噪比较低,在脑机接口使用过程中时常需要多次刺激和反馈,更加降低了当前信息传输转换速率。因此,提高脑机接口的信息传输转换速率是本领域重要的研究方向。最近,Willett等人^[75]开发了一种皮质内脑机接口,解码手写运动,并使用递归神经网络解码方法将手写运动实时转换为打字,实现了每分钟90个字符的打字速度,与典型智能手机打字速度(每分钟115个字符)相当,为提高通信速率开辟了新的思路。

3.1.2 神经解码准确性问题

提高神经解码的准确率是脑机接口研究中另一个重要的技术问题。目前,脑机接口系统准确率都还比较

低。以自发脑电的脑机接口为例,平均识别率仅为80%;虽然基于诱发脑电的准确率稍高,但对于许多控制领域,这样的准确率仍达不到实用要求^[2]。信号的高维度和低信噪比的特性造成解码困难,指令集过小使现有解码算法仅限于少数运动神经信号,无法进行足够稳定的分类,远不能满足实际应用需求^[3]。而且,大脑活动越复杂,控制指令就越多,对信号处理的要求就越高,解码算法的准确度就更显不足,这是脑机接口技术实用中面临的重要挑战。在运动神经指令解码中,脑机接口系统所能处理的指令种类仅为个位数,而人脑活动种类的量级远远高于个位数。提高多种类、复杂人脑活动的处理准确性成为脑机接口技术的重要研究方向^[69]。

3.1.3 适用性问题

提高脑机接口系统的适用性是一个重要的问题。适用性主要包括环境适应性、便携性和生物相容性。脑电采集对环境的要求较高。脑电信号的幅值非常小,并且不平稳,在脑电信号的采集过程中,不可避免地会受到其他信号干扰。而当环境中的噪声比较高时,又会降低脑机接口系统的精度。因此,提高脑机接口系统的环境适应性是一个重要的研究问题^[3]。对于植入电极,其生物相容性尤其是一个挑战性问题^[76,77]。通过在猴子和人类被试者身上使用犹他探针进行神经信息记录,已经证明了由于电极封装和神经元组织丢失,记录的神经信息质量往往会随着时间的推移而恶化,这是电极造成的组织损伤。这些损伤可能包括组织移位引起的机械组织应变、细胞和细胞外基质的机械撕裂、胶质细胞的激活、局部灌注的丧失、血管源性水肿,以及继发性代谢损伤、信号分子的空间阻滞、小胶质细胞激活和局部诱导的神经元变性等^[77]。通过提升低阻抗、高导电性能以增强信号记录的质量并抑制神经刺激期间的组织损伤,设计兼具强度和柔韧性的电极结构减少电极植入和脑微动时的机械创伤,提高化学稳定性促进电极-组织界面的生物相容性,成为电极技术的重要研究方向^[78,79]。

另外,脑机接口技术实现依赖于大量的仪器仪表以及比较大型的科学研究设备,适合在实验室开展,而产业化应用需满足易于人体携带的要求。脑机接口仪器设备的小型化是技术发展的重要问题。

随着脑电、脑磁、近红外光成像、电子扫描和光子扫描等人脑信号读取技术趋于成熟,人脑运行的机理逐渐清晰,但单个信息读取方法得到人脑的信息仍

是片面和不完备的。开展多种人脑信息读取方法的融合研究,将是准确理解大脑的结构和功能以及信息存储机制、信息传输机制和信息处理机制,破解大脑意识产生机制的重要方向。

3.2 脑机接口技术的安全性问题

我们可以把脑机接口技术的安全性归纳为3个重要的方面:脑机接口硬件和软件系统本身的安全性、信息安全和人工智能技术中的对抗攻击技术对脑机接口系统产生的特别的安全威胁,以及脑机接口网络化应用产生的安全性问题。这3个方面的因素会相互影响,产生综合性的安全隐患。

脑机接口系统的安全风险既可能来自其软件系统,也可能来自其硬件系统。软件安全性既包含通常的软件系统中(包括一些应用程序apps)脆弱性可能引起的安全问题,也包含脑机接口的信息获取、信息处理、神经解码等环节中算法漏洞可能造成的安全问题,例如,改变神经解码功能或实施其他恶意行为的算法,改变刺激信号的模式或强度,恶意软件对机器学习模型的攻击,在数据集中引入对抗性样本等攻击手段等^[80-82]。硬件安全性涉及植入物引起的健康风险和各種应用设备引起的安全风险^[82,83]。脑机接口作为电子或电子机械系统被植入人脑,可能使得被手术者面临手术伤害风险,如芯片或电极的植入可能对被手术者造成被植入处临近组织的伤害、排异反应甚至产生出血或炎症反应。系统中电流强度冲击、电池的性状或寿命也可能给被手术者造成风险。另外,系统异常也可能引起安全问题。硬件故障引起的脑电信号不稳定,对脑活动的错误解读和意外干扰也会引起安全风险。除了系统本身的安全事故外,在一些应用场景中,如人工轮椅、自动驾驶等应用中,神经编码算法的准确性不足和控制系统的可靠性不够也可以造成间接伤害^[3]。对于需要长期植入的设备,还必须考虑其可靠性和稳定性问题所可能带来的不能正确获取脑神经信息、不能产生正确的神经编码以及重新手术所可能产生的安全风险^[3,76,77]。

针对脑机接口安全攻击是影响脑机接口安全的一个重要因素。脑机接口技术中广泛应用各种信息处理技术。信息安全领域中的攻击技术对脑机接口造成巨大的安全威胁^[80,84]。人工智能技术应用于脑机接口技术对脑机接口造成了特殊的安全隐患:第一,人工智能技术,尤其是机器学习技术广泛地应用于脑机接口

中的通信和信号处理、神经解码以及执行器的控制或脑活动调节等各种环节,而人工智能技术本身存在的安全性问题,如模型、算法、数据分布特性等造成的安全性问题,对应用它的脑机接口系统造成了新的安全隐患。第二,人工智能技术的发展为攻击者提供了新的攻击技术,而这些攻击均可能施用于脑机接口系统的通信、数据处理、机器学习的模型、系统的控制等环节,这些问题在新的技术背景下对脑机接口形成了新的安全隐患。

神经刺激是脑机接口的一类重要功能。针对神经刺激的攻击是影响脑机接口安全问题的一类重要攻击手段^[80]。神经刺激攻击涉及两种类型。第一类是控制刺激过程以造成神经组织损伤。通过过度刺激加强神经疾病治疗中的副作用。第二类是增大被试者精神和心理影响,如情绪变化、抑郁、焦虑或自杀想法。攻击者可以使用恶意刺激参数放大负面影响的效果,从心理上操纵受害者。针对植入式神经调控设备进行攻击,攻击者可以入侵神经调控设备,进行“脑劫持”,对系统和用户造成损害^[79,84]。

即使对于非植入式的脑机接口系统,攻击者仍然可以对用户进行攻击,造成用户隐私或其他机密信息的泄露,或者破坏系统正常工作。例如,获取用户的身份、银行卡及其他隐私或机密信息^[85];又例如,高速拼写器中的分类器常采用先进的机器学习技术来识别用户想要的字符。攻击者可以分析训练数据集,得到拼写器字符的频率调制(即特征),将具有这些特征扰动的电噪声传送到最终用户的环境中,噪声被EEG电极读取,可以输出攻击者想要的字符。近来,Zhang等人^[86]通过产生微小的对抗性EEG扰动的方式,攻击SSVEP拼写器,诱导分类器发生错误,产生攻击者想要的任何字符,而不管用户想要的字符是什么。Zhang和Wu^[87]验证了采用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)作为分类器处理EEG信号易于遭受攻击,并给出了攻击方法。最近,Bian等人^[88]则提出更易于实现的攻击方法。这些针对脑机接口的攻击不但可以造成在临床应用中的严重误诊,而且会在一些敏感的应用中产生安全和法律问题。脑机接口不仅需要从软件和算法设计上解决对抗性干扰和攻击问题,而且硬件设计还需要考虑更加完善的安全措施,以拒绝对抗性电磁噪声干扰与攻击。

在脑机接口中神经信息的获取、处理、神经编码等阶段均存在攻击者可以利用的安全脆弱环节^[79,80]。

在神经信息获取阶段,攻击者设计错误的刺激使用户神经信号发生变化,从而进行误导刺激攻击(mis-leading stimuli attack);攻击者也可以通过改变刺激的参数造成对用户神经组织的损害,或者诱发用户的感知效果,从而造成精神或心理状态的改变,或对用户进行心理操控,形成社会工程攻击。在数据获取和处理中,攻击者可以进行干扰攻击(jamming attack),使得正常的接口信号淹没在干扰信号中,从而破坏系统的正常运行。针对神经编码,攻击者可以对神经编码算法进行攻击,从而破坏其功能,也可以对神经刺激过程进行攻击,阻断或改变神经激活模式,对系统和用户构成损害。最近,Wu等人^[89]对包括脑机接口应用在内的生理计算中对抗攻击和防御技术进行了综合介绍。

近几年来,脑机接口不但以单独设备形式工作,而且产生了多脑机接口和网络化的脑机接口系统,如脑-脑接口^[90]、脑网络“Brainet”^[91]、脑云接口^[77]。在这种分布式的系统或网络化的脑机接口应用中,单个脑机接口应用的场景和范围得到了很好的扩展,但同时需要大量的信息交换和控制信号传递,在单个脑机接口系统中存在的安全脆弱环节的基础上,又增加了网络和通信系统中通常存在的安全脆弱环节,对脑机接口的应用造成新的安全隐患。除了对单独工作系统可能的攻击手段之外,可能针对这种分布式、网络化系统进行僵尸攻击,通过物联网中设备操控,进而实施特殊的攻击行为;可能进行居中攻击(或中间人攻击, man-in-the-middle attacks),窃取机密信息或进行恶意控制等。在网络化、分布式的脑机接口环境中,BCI应用程序可以向云服务发送原始大脑信号执行并通过机器学习技术提取敏感信息,破坏信息的机密性;居中攻击可能发生在不同控制设备之间的通信信道中,影响传输数据的完整性和机密性以及服务可用性。使用云服务可能会导致敏感数据的大规模数据库被盗,在发生违规行为时,法律责任也变得不明确^[80,82,92]。在这种网络化的脑机接口系统中,抵御对抗式的攻击更成为一个重要的安全考虑。

脑机接口安全性日益受到人们的关注,虽然有研究称之为还处于早期阶段,但人们对神经安全、神经对抗、神经保密、脑劫持等影响BCI完整性、机密性、可用性等特定安全性的问题进行了研究,对脑机接口设计和使用的不同环节提出了提高安全性的技术^[80-82,92]。

3.3 脑机接口技术中的法律和伦理问题

脑机接口技术的发展为人脑活动控制提供了越来越有力的技术工具,使得人们可能用以探测思维活动的信息,也可以实现为大脑输入特定的刺激信号以对脑活动进行调节和控制。对脑活动信息的读取可能产生潜在的信息泄露和侵犯隐私等问题;而对脑活动的调节和控制则可能引起自我身份意识的损失以及社会公平性等问题。这些法律和伦理问题既涉及法制和伦理角度的治理措施,同时也涉及对其风险的科学评估和解决相应问题的技术进步,从而防控潜在的风险、规避可能的损害,构成脑机接口技术研究中的重要问题。

(1) 采用脑机接口直接进行脑活动控制可能造成个体身份认同感(identity)和自主行为能力(agency)的损失。脑机接口对人类个体的应用使得大脑意图和行为之间的转换在脑机接口设备的辅助下变得更加快捷;通过植入人脑的硬件对被植入者的神经区域施加刺激(电磁刺激、光刺激、超声刺激等),从而使得他人预先设定的策略和算法可以直接调控被植入者的思维或行动;通过脑机接口网络的方式使得几个大脑连接在一起协同工作,从而联网的脑机接口对联网个人的思维产生调控作用。这些均会使得人类的自由意志受到机器的直接调控,可能扰乱人们的身份认同感,怀疑自己行为的自主性。脑机接口应用中已经存在这种使用者对于自己身份认同和自主行为意识怀疑的经历和担心^[71,73,93,94]。

神经科学的进展使人们认识到(即使很初步的认识),人们的心智活动归结为生物物理、电、化学的活动,人们又可以以经过设计的方式采用上述科学和技术的方法施加影响,这种神经还原论的认识论(neuroreductionistic vision)会引发人们对自由意志和责任概念上的新认识(或争论),也会在法律领域产生深远的影响,如法律责任主体和责任分配的认定等。

人们的道德规范和价值理念会随着社会的发展发生变化,其中的因素包括新技术对社会的道德规范和价值理念的影响。就脑机接口技术的应用而言,已经引起人们对“人”与“机器”、“人”与“工具”、“身体”与“心智”界限的担心^[94]。由生物和电子机械器件构成的“共生体(symbiosis)”或“生物电子人(cyborg)”,其脑神经活动会受到人工设计的算法指导下的直接电磁刺激的调控,生物器件和非生物器件共同决定其行为,这会产生

新的社会身份以及道德和法律问题。由于越来越多的人造零件嵌入人的身体,以及人们可以通过直接神经刺激方式调控人的思维,产生记忆或技能,可能使得人们对“人”和“机器”、“人”和“工具”的确切界限产生挑战。人们怀疑这种共生体缺乏自由意志和道德责任,可能被视为以机械方式回应外部刺激的系统。人类和机器的界限模糊化,难以分辨是大脑活动,还是脑机接口设备的直接干预而导致个体行为错误或违法。这不但会动摇人们作为道德主体和责任的认同,而且会动摇对法律主体及其责任的认同。这些将对人类的道德规范和法律准则产生深远的影响。在操作层次,作为嵌入机械电子部件以及神经活动和行为受到人工算法控制的人机共生体,与广泛讨论的具有高度智能的机器人的社会身份和伦理问题相似(与通常的由电子和机械设备构成的机器人不同的是,此类“生物电子人”是生物人和电子机械设备的“共生体”),构成复杂的法律问题,例如法律责任主体和责任分配的认定等。如何在利用脑机接口带来的脑功能修复和改善能力的同时,切实保障人类身体和精神的完整性以及主动选择行动的能力,是脑机接口技术尤其是认知脑机接口技术发展中的一个重要问题。

(2) 以非自然习得的方式获取知识、技能或产生认知行为的改变也形成对人类发展具有长远影响的法律和伦理问题。采用脑机接口技术已经产生通过芯片嵌入的方式实现对动物神经活动的直接调控,从而对动物的行动和认知行为施加人工的影响;对于人类,也可能通过芯片植入对人们的脑神经施加刺激而形成这种生物电子人或共生体^[94,95]。动物的记忆功能可以用人工的方式进行植入。研究表明(如采用光遗传方法改变特定区域的神经结构),可以通过记忆植入的方式使得动物被赋予某种知识或技能和不曾经历的记忆。同样,采用脑机接口技术,通过电磁脉冲刺激可以帮助瘫痪的受试者完成特定的运动功能,也可以帮助受试动物(如猴子、大鼠)提高其学习和决策等认知能力,改善其认知功能。这种记忆的获得、知识或技能的获取、认知功能的改变并不是由动物长期进化,通过经验、学习,对其神经塑性的改变而产生(自然习得的)。当这种技术施用于人,可以使得自然人以非自然习得的方式获得某些知识、技能或产生认知行为的改变,形成具有更为强大的认知能力和智能水平的生物电子人。因此,随着人工智能等技术的发展,从技术角度考虑,制造出比自然人智力更高的生物电子人或共生体已经

不是幻想。这种以非自然习得的方式获取知识、技能或产生认知行为的改变,也形成对人类发展具有长远影响的伦理问题。首先,一些应用此项技术的人群可以以非自然习得的方式获得超越其他人群的智能水平,可能对于应用或不应用这项技术的人群造成不平等的发展机会,形成社会不公。其次,由于智能技术本身的模型和算法的局限,包括其安全性、可解释性等方面的局限,难以保障形成对人类发展具有健康、促进作用、友善的“与人类友好相容的”生物电子人。人工智能技术研究中已经取得了一些伦理规范和实现这些规范的科学与技术措施^[95]。同样,对脑机接口技术发展中这种伦理问题进行研究,制定相应的伦理规范,并提出科学和技术上的解决措施,防控风险、规避灾变,是脑机接口技术研究中的一个重要研究方向。

(3) 脑机接口技术用于获取人脑活动的信息,可能引发侵犯隐私和滥用信息等问题。虽然以任何方式获取的信息均可能存在隐私泄露,但可以采用已有隐私保护的相关法规和信息保护技术加以保护。然而,脑机接口设备所获取的信息与其他方式相比具有自己的特殊性。这主要包括:第一,这种信息是直接读取脑神经活动信号,而从这种信号可以解码出人的意图^[73,93]。使用者其实并不知晓所读取的信号和所获取信息的范围,其中可能包含一些心理特性和心理状态或某些具有高层语义的信息等属于用户并不愿意表达的信息,均属于用户隐私。例如,研究表明,非侵入性脑刺激器可以发出难以察觉的直流电刺激,在试图撒谎时,可以使用户的反应明显变慢,从个人的神经信号中检测出撒谎的企图^[81]。第二,这些神经活动信息可能被一些人或机构劫持,甚至用于对个人某些心理体验的操控。研究证明,一些神经元活动的信息可以用于广告投放、保险、商务伙伴的分析^[73]。欧洲科学与新技术伦理小组已指出可能存在未经允许向第三方泄露当事人身心信息的安全风险^[94]。最近,Xia等人^[96]对脑机接口中的隐私泄露及其防护技术给出了一个综合性的分析和介绍。针对脑机接口信息获取和应用环境的特性,有效防止隐私信息泄露和滥用是脑机接口技术发展中的一个重要问题。

上述安全、法律、伦理问题具有法律法规等方面的挑战性,需要从科学技术角度给出解决方案。对上述法律和伦理问题进行研究,以保障脑机接口技术的健康发展,造福于人类,而又避免其可能产生伦理和法律风险及损害,是脑机接口发展中一个重要的研究方向。

随着脑电、脑磁、近红外光成像、电子扫描和光子扫描等人脑信号读取技术分支趋于成熟,人脑图谱在各技术角度上逐渐清晰,但仍可能是片面和不完备的。开展多种人脑信息读取融合方法的研究是一个重要的研究方向。这将有助于更准确理解大脑的结构和功能、信息存储机制、信息传输机制和信息处理机制,有助于破解意识产生的机制,为科学地认识脑功能提供重要的技术手段。脑机接口技术初始目标是帮助脑部和脊椎重疾病人,并帮助瘫痪者操作电脑或机器;之后逐步扩展,使得可以通过向脑功能区注入电、磁、声、光刺激调控神经活动形成双向脑机接口,并且从简单的运动和感知功能发展为高级的认知功能。如何通过脑机接口技术治疗人类的认知功能障碍以及改善和增强认知功能是一个重要的发展方向。从应用角度考虑,医疗、神经假肢、神经康复等无疑是脑机接口技术发展的一个重要方向;而随着技术的发展,其应用扩大到娱乐、体育、教育、交通、军事等领域。针对具体的应用环境,解决脑机接口技术的适应性是一个重要的研究方向。人工智能技术的发展为脑机接口技术的进步提供了巨大的技术支撑,同时也为脑机接口技术的应用提出安全、伦理等重要挑战。脑机接口与人工智能技术的深度融合是推进脑机接口技术发展的

一个重要研究方向。

4 结论

脑机接口技术从最初的对脑信息的读取逐渐发展成脑信息读取以及脑活动调控的双重功能,从处理比较低层次的运动和感知功能信息到高级的注意、记忆、决策、语言等认知功能,提供了一种全新的脑与外界进行交互的方式;同时这项技术依然存在科学技术以及伦理和法制等方面值得研究的问题。本文综合介绍了脑机接口技术的概念、技术构成、发展历程,分析了该项技术的发展现状和存在的技术、安全、伦理与法律方面的挑战;简要叙述了进一步推动脑机接口技术进步需解决的一些具体技术问题,包括速率、精度、环境适应性、使用方便性、算法设计神经解码技术、信息获取与融合、安全以及伦理和法制等方面值得研究与解决的问题。脑机接口技术是一个方兴未艾的具有重大科学技术意义和巨大应用前景的技术。随着科学和技术的进步以及相关伦理和法制问题的解决,该技术必将逐步应用于医疗健康、文化与教育、工业与交通等各个领域,不但将推进人类对神经系统认识的进程,而且将产生巨大的经济和社会效益。

参考文献

- Defelipe J. The evolution of the brain, the human nature of cortical circuits, and intellectual creativity. *Front Neuroanat*, 2011, 5: 29
- Blankertz B, Tangermann M. *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*. London: Oxford University Press, 2012
- Lebedev M A, Nicolelis M A L. Brain-machine interfaces: From basic science to neuroprostheses and neurorehabilitation. *Physiol Rev*, 2017, 97: 767–837
- Fitzsimmons N A, Drake W, Hanson T L, et al. Primate reaching cued by multichannel spatiotemporal cortical microstimulation. *J Neurosci*, 2007, 27: 5593–5602
- Chatterjee A, Aggarwal V, Ramos A, et al. A brain-computer interface with vibrotactile biofeedback for haptic information. *J Neuroeng Rehabil*, 2007, 4: 40
- Alam M, Rodrigues W, Pham B N, et al. Brain-machine interface facilitated neurorehabilitation via spinal stimulation after spinal cord injury: Recent progress and future perspectives. *Brain Res*, 2016, 1646: 25–33
- Vidal J J. Toward direct brain-computer communication. *Annu Rev Biophys*, 1973, 2: 157–180
- Wolpaw J R, McFarland D J, Neat G W, et al. An EEG-based brain-computer interface for cursor control. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1991, 78: 252–259
- Kennedy P R, Bakay R A E, Moore M M, et al. Direct control of a computer from the human central nervous system. *IEEE Trans Rehab Eng*, 2000, 8: 198–202
- Wessberg J, Stambaugh C R, Kralik J D, et al. Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates. *Nature*, 2000, 408: 361–365
- Hochberg L R, Serruya M D, Fiebert G M, et al. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature*, 2006, 442: 164–171
- Velliste M, Perel S, Spalding M C, et al. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature*, 2008, 455: 1098–1101
- Doud A J, Lucas J P, He B, et al. Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer

- interface. *PLoS One*, 2011, 6: 26322
- 14 LaFleur K, Cassady K, Doud A, et al. Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface. *J Neural Eng*, 2013, 10: 046003
- 15 Chen X, Wang Y, Gao X, et al. High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2015, 112: 6058
- 16 O'Doherty J E, Lebedev M A, Ifft P J, et al. Active tactile exploration using a brain-machine-brain interface. *Nature*, 2011, 479: 228–231
- 17 Flesher S N, Downey J E, Weiss J M, et al. A brain-computer interface that evokes tactile sensations improves robotic arm control. *Science*, 2021, 372: 831–836
- 18 Wu Z, Zheng N, Zhang S, et al. Maze learning by a hybrid brain-computer system. *Sci Rep*, 2016, 6: 31746
- 19 Musk E. An integrated brain-machine interface platform with thousands of channels. *J Med Int Res*, 2019, 21: 16194
- 20 Tiwari V. Elon Musk's Neuralink Launches Brain-hacking Device LINK V0.9 with Surgical Bot. 2020
- 21 Walter W G, Cooper R, Aldridge V J, et al. Contingent negative variation: An electric sign of sensori-motor association and expectancy in the human brain. *Nature*, 1964, 203: 380–384
- 22 Vansteensel M J, Pels E G M, Bleichner M G, et al. Fully implanted brain-computer interface in a locked-in patient with ALS. *N Engl J Med*, 2016, 375: 2060–2066
- 23 Ajiboye A B, Willett F R, Young D R, et al. Restoration of reaching and grasping movements through brain-controlled muscle stimulation in a person with tetraplegia: A proof-of-concept demonstration. *Lancet*, 2017, 389: 1821–1830
- 24 Wu Y L, Ke Y N. Paraplegia can use “mind” to drink coke and play mahjong (in Chinese). *Today Sci Technol*, 2020, 485: 46–47 [吴雅兰, 柯溢能. 高位截瘫可用“意念”喝可乐打麻将. *今日科技*, 2020, 485: 46–47]
- 25 Anderson N R, Blakely T, Schalk G, et al. Electrographic (ECoG) correlates of human arm movements. *Exp Brain Res*, 2012, 223: 1–10
- 26 Jacques C, Witthoft N, Weiner K S, et al. Corresponding ECoG and fMRI category-selective signals in human ventral temporal cortex. *Neuropsychologia*, 2016, 83: 14–28
- 27 Anumanchipalli G K, Chartier J, Chang E F. Speech synthesis from neural decoding of spoken sentences. *Nature*, 2019, 568: 493–498
- 28 Boido D, Rungta R L, Osmanski B F, et al. Mesoscopic and microscopic imaging of sensory responses in the same animal. *Nat Commun*, 2019, 10: 1110
- 29 Norman S L, Maresca D, Christopoulos V N, et al. Single-trial decoding of movement intentions using functional ultrasound neuroimaging. *Neuron*, 2021, 109: 1554–1566.e4
- 30 Mellinger J, Schalk G, Braun C, et al. An MEG-based brain-computer interface (BCI). *NeuroImage*, 2007, 36: 581–593
- 31 Wang W, Sudre G P, Xu Y, et al. Decoding and cortical source localization for intended movement direction with MEG. *J Neurophysiol*, 2010, 104: 2451–2461
- 32 Chapman R M, Bragdon H R. Evoked responses to numerical and non-numerical visual stimuli while problem solving. *Nature*, 1964, 203: 1155–1157
- 33 Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin Neurophysiol*, 2002, 113: 767–791
- 34 Rebsamen B, Guan C, Zhang H, et al. A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2010, 18: 590–598
- 35 Bayliss J D. Use of the evoked potential P3 component for control in a virtual apartment. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2003, 11: 113–116
- 36 Hinterberger T, Schmidt S, Neumann N, et al. Brain-computer communication and slow cortical potentials. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2004, 51: 1011–1018
- 37 Iversen I H, Ghanayim N, Kübler A, et al. A brain-computer interface tool to assess cognitive functions in completely paralyzed patients with amyotrophic lateral sclerosis. *Clin Neurophysiol*, 2008, 119: 2214–2223
- 38 Sridhar S, Manian V. Assessment of cognitive aging using an SSVEP-based brain-computer interface system. *Big Data Cogn Comput*, 2019, 3: 29
- 39 Goldstein M R, Peterson M J, Sanguinetti J L, et al. Topographic deficits in alpha-range resting EEG activity and steady state visual evoked responses in schizophrenia. *Schizophr Res*, 2015, 168: 145–152
- 40 Zeng X, Zhu G, Yue L, et al. A feasibility study of SSVEP-based passive training on an ankle rehabilitation robot. *J Healthc Eng*, 2017, 2017: 6819056
- 41 Gao Q, Zhao X, Yu X, et al. Controlling of smart home system based on brain-computer interface. *Technol Health Care*, 2018, 26: 769–783
- 42 Saboor A, Rezeika A, Stawicki P, et al. SSVEP-based BCI in a smart home scenario. In: *International Work-Conference on Artificial Neural Netw, Advances in Computational Intelligence*, 2017. 474–485
- 43 Naseer N, Hong K S. fNIRS-based brain-computer interfaces: A review. *Front Human Neurosci*, 2015, 9: 172
- 44 Zheng Y, Zhang D, Wang L, et al. Resting-state-based spatial filtering for an fNIRS-based motor imagery brain-computer interface. *IEEE Access*, 2019, 7: 120603–120615

- 45 Wessberg J. Optimizing a linear algorithm for real-time robotic control using chronic cortical ensemble recordings in monkeys. *J Cogn Neurosci*, 2014, 16: 1022–1035
- 46 Carmena J M, Lebedev M A, Crist R E, et al. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biol*, 2003, 1: e42
- 47 Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *J Basic Eng*, 1960, 82: 35–45
- 48 Iturrate I, Chavarriaga R, Millán J R. General principles of machine learning for brain-computer interfacing. *Handb Clin Neurol*, 2020, 168: 311–328
- 49 Sussillo D, Nuyujukian P, Fan J M, et al. A recurrent neural network for closed-loop intracortical brain-machine interface decoders. *J Neural Eng*, 2012, 9: 026027
- 50 Bengio Y, Simard P, Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Trans Neural Netw*, 1994, 5: 157–166
- 51 Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Comput*, 1997, 9: 1735–1780
- 52 Wang P, Jiang A, Liu X, et al. LSTM-based EEG classification in motor imagery tasks. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2018, 26: 2086–2095
- 53 Costa E J X, Cabral Jr E F. EEG-based discrimination between imagination of left and right hand movements using adaptive gaussian representation. *Med Eng Phys*, 2000, 22: 345–348
- 54 Kostov A, Polak M. Parallel man-machine training in development of EEG-based cursor control. *IEEE Trans Rehab Eng*, 2000, 8: 203–205
- 55 Farshchian A, Gallego J A, Cohen J P, et al. Adversarial domain adaptation for stable brain-machine interfaces. In: 7th International Conference on Learning Representations, 2019
- 56 Taylor D M, Tillery S I H, Schwartz A B. Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices. *Science*, 2002, 296: 1829–1832
- 57 Li Z, O'Doherty J E, Lebedev M A, et al. Adaptive decoding for brain-machine interfaces through bayesian parameter updates. *Neural Comput*, 2011, 23: 3162–3204
- 58 Tankus A, Fried I, Shoham S. Cognitive-motor brain-machine interfaces. *J Physiol-Paris*, 2014, 108: 38–44
- 59 Hasegawa R P, Hasegawa Y T, Segraves M A. Neural mind reading of multi-dimensional decisions by monkey mid-brain activity. *Neural Netw*, 2009, 22: 1247–1256
- 60 Musallam S, Corneil B D, Greger B, et al. Cognitive control signals for neural prosthetics. *Science*, 2004, 305: 258–262
- 61 Ifft P J, Lebedev M A, Nicolelis M A L, et al. Reprogramming movements: Extraction of motor intentions from cortical ensemble activity when movement goals change. *Front Neuroeng*, 2012, 5: 16
- 62 Aflalo T, Kellis S, Klaes C, et al. Decoding motor imagery from the posterior parietal cortex of a tetraplegic human. *Science*, 2015, 348: 906–910
- 63 Andersen R A, Buneo C A. Intentional maps in posterior parietal cortex. *Annu Rev Neurosci*, 2002, 25: 189–220
- 64 Pei X M, Hill J, Schalk G. Silent communication: Toward using brain signals. *IEEE Pulse*, 2012, 3: 43–46
- 65 Berger T W, Hampson R E, Song D, et al. A cortical neural prosthesis for restoring and enhancing memory. *J Neural Eng*, 2011, 8: 046017
- 66 Wang W, Degenhart A D, Sudre G P, et al. Decoding semantic information from human electrocorticographic (ECoG) signals. In: 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. New York: IEEE, 2011
- 67 Rabaey J M. Brain-machine interfaces as the new frontier in extreme miniaturization. In: Proceedings of the European Solid-State Device Research Conference, 2011
- 68 Zou L, Tian H, Guan S, et al. Self-assembled multifunctional neural probes for precise integration of optogenetics and electrophysiology. *Nat Commun*, 2021, 12: 5871
- 69 Kawala-Sterniuk A, Browarska N, Al-Bakri A, et al. Summary of over fifty years with brain-computer interfaces—A review. *Brain Sci*, 2021, 11: 43
- 70 Haselager P, Vlek R, Hill J, et al. A note on ethical aspects of BCI. *Neural Netw*, 2009, 22: 1352–1357
- 71 Klein E, Goering S, Gagne J, et al. Brain-computer interface-based control of closed-loop brain stimulation: Attitudes and ethical considerations. *Brain-Comput Interfaces*, 2016, 3: 140–148
- 72 Nicolelis M A L. Are we at risk of becoming biological digital machines? *Nat Hum Behav*, 2017, 1: 0008
- 73 Yuste R, Goering S, Arcas B A Y, et al. Four ethical priorities for neurotechnologies and AI. *Nature*, 2017, 551: 159–163
- 74 Nakanishi M, Wang Y, Chen X, et al. Enhancing detection of SSVEPs for a high-speed brain speller using task-related component analysis. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2018, 65: 104–112
- 75 Willett F R, Avansino D T, Hochberg L R, et al. High-performance brain-to-text communication via handwriting. *Nature*, 2021, 593: 249–254
- 76 Tresco P A, Winslow B D. The challenge of integrating devices into the central nervous system. *Crit Rev Biomed Eng*, 2011, 39: 29–44
- 77 Martins N R B, Angelica A, Chakravarthy K, et al. Human brain/cloud interface. *Front Neurosci*, 2019, 13: 112
- 78 Hartmann C J, Fliegen S, Groiss S J, et al. An update on best practice of deep brain stimulation in Parkinson's disease. *Ther Adv Neurol Disord*, 2019, 12: 1756286419838096
- 79 Ienca M, Haselager P. Hacking the brain: Brain-computer interfacing technology and the ethics of neurosecurity. *Ethics Inf Technol*, 2016, 18: 117–

- 80 Bernal S L, Celdrán A H, Pérez G M, et al. Security in brain-computer interfaces: State-of-the-art, opportunities, and future challenges. *ACM Comput Surv*, 2021, 54: 11
- 81 Bonaci T, Herron J, Matlack C, et al. Securing the exocortex: A twenty-first century cybernetics challenge. *IEEE Technol Soc Mag*, 2014, 34: 44–51
- 82 Takabi H, Bhalotiya A, Alohaly M. Brain computer interface (BCI) applications: Privacy threats and countermeasures. In: *Proceedings of the IEEE 2nd International Conference on Collaboration and Internet Computing*. New York: IEEE, 2016. 102–111
- 83 Gunasekera B, Saxena T, Bellamkonda R, et al. Intracortical recording interfaces: Current challenges to chronic recording function. *ACS Chem Neurosci*, 2015, 6: 68–83
- 84 Pycroft L, Boccard S G, Owen S L F, et al. Brainjacking: Implant security issues in invasive neuromodulation. *World Neurosurg*, 2016, 92: 454–462
- 85 Martinovic I, Davies D, Franky M, et al. On the feasibility of side-channel attacks with brain-computer interfaces. In: *Proceedings of the 21st USENIX Security Symposium*, 2012. 143–158
- 86 Zhang X, Wu D, Ding L, et al. Tiny noise, big mistakes: Adversarial perturbations induce errors in brain-computer interface spellers. *Natl Sci Rev*, 2021, 8: nwaa233
- 87 Zhang X, Wu D. On the vulnerability of CNN classifiers in EEG-based BCIs. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2019, 27: 814–825
- 88 Bian R, Meng L, Wu D. SSVEP-based brain-computer interfaces are vulnerable to square wave attacks. *Sci China Inf Sci*, 2022, 65: 140406
- 89 Wu D, Xu J, Fang W, et al. Adversarial attacks and defenses in physiological computing: A systematic review. *Natl Sci Open*, 2022, <https://www.sciengine.com/NSO/article?doi=10.1360/nso/20220023>
- 90 Pais-Vieira M, Lebedev M, Kunicki C, et al. A brain-to-brain interface for real-time sharing of sensorimotor information. *Sci Rep*, 2013, 3: 1319
- 91 Jiang L, Stocco A, Losey D M, et al. BrainNet: A multi-person brain-to-brain interface for direct collaboration between brains. *Sci Rep*, 2019, 9: 6115
- 92 Ienca M, Haselager P, Emanuel E J. Brain leaks and consumer neurotechnology. *Nat Biotechnol*, 2018, 36: 805–810
- 93 Burwell S, Sample M, Racine E. Ethical aspects of brain computer interfaces: A scoping review. *BMC Med Ethics*, 2017, 18: 60
- 94 Schermer M. The mind and the machine. On the conceptual and moral implications of brain-machine interaction. *NanoEthics*, 2009, 3: 217–230
- 95 Russell S. *Human Compatible: Artificial Intelligence and the Problem of Control*. London: Penguin Random House, 2019
- 96 Xia K, Duch W, Sun Y, et al. Privacy-preserving brain-computer interfaces: A systematic review. *IEEE Trans Comput Soc Syst*, 2022, doi: 10.1109/TCSS.2022.3184818

Summary for “脑机接口——脑信息读取与脑活动调控技术”

Brain-computer interface—Brain information reading and activity control

Weiying Xu³, Lei Chen^{1*}, Xiufeng Sui⁴, Yun Tian⁵ & Zhiyong Liu^{2*}

¹ Center for Strategic Consultants, Chinese Academy of Engineering, Beijing 100088, China;

² Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

³ School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

⁴ School of Management and Economics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

⁵ School of Artificial Intelligence, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

* Corresponding author, E-mail: cl@cae.cn; zyliu@ict.ac.cn

Brain-computer interface (BCI) is a relatively newly developed technology, which builds up a channel for the communication and interaction between the brain and the outside world. It can be used to gain access to the neural activity information in the brain, decode the intention of the user, and understand higher levels of semantics of the user, as well as used as a means for the regulation and control of brain activities. BCI technology, although experienced only a short period of developments, has already been used in neuroscience for understanding the working principles of the neural systems, in the fields of therapeutic, rehabilitation, and augmentation of neural and physiological functions, as well as exhibited a strong potential for applications in a wide range of fields, such as learning and education, game and entertainment, and automatic control of industrial process and various devices. Since using the technology can not only detect information about the neural activity inside the brain, but also exert stimulation to the nervous system so that the neural activity can be regulated and controlled by designed algorithms, ethical and legal considerations are generated for the research and applications of BCIs. In this paper, the basic principle and structure of BCIs are briefly introduced, and the evolution and present status of the technology are reviewed. Particularly, we present an overview of the development of the technology by introducing some events and techniques in the field, and review the classification of BCIs with respect to the techniques developed for brain signal acquisition, namely, invasive, non-invasive, and semi-invasive BCIs. In information technology, brain signal decoding techniques are critical to BCIs. We review some technical developments particularly for the neural signal decoding algorithms. In terms of the neural activities they deal with, BCIs can also be classified into motor-sensory BCIs and cognitive BCIs. The latter deals with brain activities related to higher order functions, such as memory, language, attention, and decision making, in contrast to the sensory and motor functions. The techniques and systems developed for cognitive BCIs are reviewed. Some challenging problems for the further development of the BCI are described in this paper. The problems are classified and reviewed in three categories. The first category is problems related to performance and applicability of BCIs, including the communication speed, the accuracy of neural signal decoding algorithms, and the applicability problems particularly connected to the biocompatibility issue. The second category is safety and security of BCIs, including safety and reliability of BCI software and hardware, security problems from cyberattacks and use of AI algorithms. The third category is ethical and legal issues facing the design and application of BCIs, including the problems related to privacy, identity and agency, as well as social equality. Some research directions for the further development of BCIs are also presented.

brain-computer interface, neural signal acquisition, neural decoding, security, legal issue, ethical issue

doi: [10.1360/TB-2022-0338](https://doi.org/10.1360/TB-2022-0338)