

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205146

脑电 BCI 系统的软硬件开发平台发展现状*

谢士遥¹ 汤佳贝¹ 蔡雨² 叶阳阳² 许敏鹏^{1,2} 明东^{1,2}

(1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院 天津 300072; 2. 天津大学医学工程与转化医学研究院 天津 300072)

摘要:脑-机接口系统(brain-computer interface, BCI)是一种将大脑活动信息直接转换为人工输出的系统,允许用户通过思维活动直接控制外部设备。脑电图技术(electroencephalogram, EEG)可以实时获取大脑活动产生的神经生理电信息,具有无创、低廉、高时间分辨率等优点,是 BCI 获取大脑活动信息的主流方式之一。脑电 BCI 系统具有脑电信号采集、处理和输出结果的功能,能够诱发特征脑电,并控制外部设备,在康复、医疗诊断和神经科学研究等领域具有巨大的应用价值。随着脑电 BCI 系统应用需求不断增加,确保其快速高效地部署和应用的技术越来越重要。结合近些年脑电 BCI 系统研究和应用,综合论述目前用于开发脑电采集和编解码的硬件和软件平台的技术,分析归纳其当前现状与未来趋势,以促进开发脑电 BCI 系统软硬件平台的有效发展。

关键词:脑-机接口;脑电图;硬件;软件;编解码

中图分类号: R318; TP39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6110

Review on software and hardware platforms for EEG-based BCI system

Xie Shiyao¹ Tang Jiabei¹ Cai Yu² Ye Yangyang² Xu Minpeng^{1,2} Ming Dong^{1,2}

(1. School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Academy of Medical Engineering and Translational Medicine, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Brain-computer interface (BCI) is a system that converts brain activity information directly into artificial output, allowing users to directly control external devices through thinking activities. Electroencephalogram (EEG) technology could obtain real-time neurophysiological electrical signals generated by brain activity. EEG, which has the advantages of non-invasiveness, low cost, and high time resolution, is one of the mainstream methods for BCI to obtain brain activity information. The EEG-based BCI system (EEG-BCI), which provides functions of acquiring signal, processing signal and outputting results, has the ability to evoke characteristic EEG and control external devices. And it has great application value in rehabilitation, diagnosis and neuroscience research. With the ever-increasing application demands of EEG-BCI, the technologies that can ensure it rapid and efficient deployment and application are increasingly important. According to the research and application of the EEG-BCI in recent years, this article reviewed the currently technologies of the hardware and software platforms for building EEG-BCI, summarized current status, and evaluated future trends, to promote the development of EEG-BCI.

Keywords: brain-computer interface; electroencephalogram; hardware; software; encoding and decoding

0 引言

脑-机接口 (brain-computer interface, BCI) 是连接人

脑与机器的通信系统,它能使人类通过大脑思维活动直接控制外部设备,而不需要外周神经和肌肉的参与^[1]。BCI 能作为控制外部设备的通道,协助肢体障碍者正常生活,例如通过 BCI 控制轮椅、假肢等设备获得移动能

收稿日期: 2022-01-23 Received Date: 2022-01-23

* 基金项目: 国家杰出青年科学基金项目 (81925020)、国家自然科学基金优秀青年科学基金项目 (62122059)、国家自然科学基金面上项目 (61976152)、济南市“新高校 20 条”引进创新团队项目 (2021GXRC071) 资助

力,或使用视觉拼写 BCI 完成文字输入^[2]等。BCI 也可以用于监视用户状态,预防意外事故发生,例如通过 BCI 系统预测用户癫痫发病时间,发出预警并使患者及时得到救助^[3-5],或通过 BCI 检测用户疲劳程度,帮助用户改善工作表现^[6-9]等。

构建 BCI 时首先需要检测大脑活动。脑电图 (electroencephalogram, EEG)、皮层脑电图 (electrocorticography, ECoG)、功能核磁共振成像 (functional magnetic resonance imaging, fMRI)、功能近红外光谱 (functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)、脑磁图 (magnetoencephalogram, MEG) 等神经成像技术是常用的脑信息获取方式。然而,MEG、fNIRS、fMRI 等记录方法对设备和环境要求相对较高,价格不菲,且 ECoG 方法需将传感器植入到硬膜上方或下方,具有一定的安全风险^[10],不易被用户接受。在上述各种测量方法中,脑电具有便捷、无创、费用低、时间分辨率高等优点,是 BCI 研究和应用的主流脑信息获取方法。

脑电是大脑神经元细胞通过离子传递信息进而在头皮或大脑皮层上形成的电现象,它反映的是大脑神经组织的生理电活动^[10-11]。当大脑处于思考、受到刺激或人体处于某种状态时,脑电的频率和幅值会迅速改变,产生与刺激相关的信号特征。常用的 BCI 范式,如运动想象 (motor imagery, MI)^[12-14],稳态视觉诱发电位 (steady state visual evoked potential, SSVEP)^[15-16] 和事件相关电位 (event-related potential, ERP) P300 范式^[17-18] 等,都是根

据大脑对具体任务产生的相关脑电特征所设计的。

脑电 BCI 系统具有诱发任务脑电、测量和数字化脑电信号、以及分析和存储脑电数据等功能。硬件和软件对实现高性能脑电采集和处理具有决定性作用。随着计算机技术和半导体工艺的快速发展,用于实现 BCI 系统的软硬件取得了长足进步,大幅提高了 BCI 研究人员的开发效率。伴随着未来脑-机交互需求的持续增长,BCI 系统软硬件技术必将成为国内外角逐的焦点。

本文结合现阶段脑电 BCI 系统研究现状和发展趋势,归纳用于实现 BCI 系统的脑电采集平台的基本架构和代表性产品,以及用于脑电编解码的软硬件工具,列举该领域迫切需要解决的关键问题,并展望脑电 BCI 系统未来的发展方向。

1 脑电采集平台

脑电 BCI 系统的基本结构如图 1 所示。脑电 BCI 运行的关键环节是通过采集平台采集脑电信号。脑电采集平台的功能包括信号放大、模数转换、存储数据或发送数据至后端处理器。脑电采集平台既要保证高精度、低噪声地测量用户脑电,也要保证使用者的安全性和舒适性^[19-22]。脑电采集平台通常由以下几个部分组成:电极、模拟放大电路、模数转换电路 (analog to digital converter, ADC)、前端处理器和脑电采集程序。

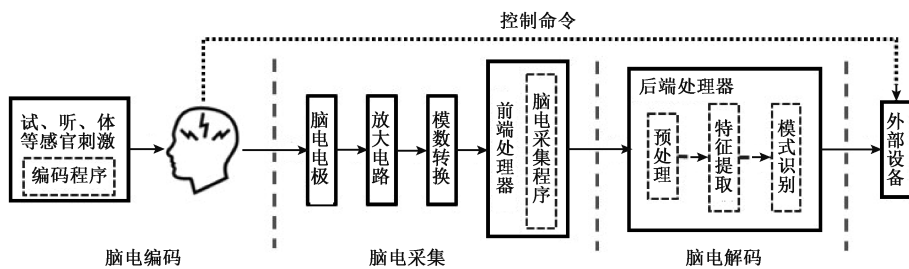


图 1 脑电 BCI 系统的基本结构

Fig. 1 Basic structure of EEG-BCI system

1.1 电极

BCI 通过安放在头皮表面的电极,测量头皮脑电。头皮脑电电极分为湿电极、半干电极和干电极。

在 BCI 领域,Ag/AgCl 电极是应用最多的电极,同时也是该领域的金标电极。Ag/AgCl 电极需配合导电膏使用,使头皮与电极间阻抗小于 $10\text{ k}\Omega$ ^[23],因此被称为湿电极。Ag/AgCl 电极具有良好的信噪比和可靠性,能保证信号质量,且价格低廉,但配制和使用导电膏的流程繁杂,费时耗力。海绵-盐水电极通过将电极浸泡于盐水后直接佩戴在用户头部的的方式,避免了上述问题,也降低了

头皮-电极阻抗,保证了脑电质量。美国 EGI 公司设计的海绵-电极系统 (www.egi.com/research-division/geodesic-sensor-net) 可以保证研究者在几分钟内完成 256 个电极的部署。除佩戴问题外,湿电极的主要局限性在于,其导电膏和海绵脱水变干会使头皮与电极间的阻抗升高,导致电极无法长时间工作。

半干电极是介于湿电极和干电极之间的一种电极,通过将液囊中的导电液注入头皮和电极之间,达到降低头皮-电极阻抗的目的,有效节约电极部署时间^[24-27]。例如,李广利等^[28]设计的多孔陶瓷和超多孔水凝胶基半干电极^[29],其信号与湿电极的信号高度相似,平均时域相

关系数分别达 0.938 和 0.941, 均具有较好的应用前景。但液囊中导电液不稳定释放也会导致头皮-电极阻抗发生变化, 影响脑电信号质量。

干电极无需配合导电膏、导电液或其他导电介质使用, 具有使用方便、可长时间采集脑电的优势^[30-33]。干电极可以分为微针电极, 指状电极和非接触电极。微针电极通过表面微针刺穿角质层但不破坏真皮层, 达到降低头皮-电极阻抗的效果。例如, O'Sullivan 等^[34-35]设计了一款微针电极系统用于监测新生儿癫痫, 降低了电极准备时间和工作量, 实验结果表明该微针电极的信号质量可以和湿电极相媲美。指状电极是在一个导电单元上带有多个电极柱的电极。采集脑电时, 这些电极柱穿过头发, 直接与头皮接触。Lin 等^[22]设计的可穿戴指状电极应用于 SSVEP-BCI 系统, 准确率可达 92.5%。非接触电极, 也称为电容电极, 使用时不与皮肤发生接触, 通过电感耦合原理将头皮电信号导入采集电路中。Li 等^[36]设计的非接触干电极, 通过 3 层织物测量得到的人体生理信号质量能够满足可穿戴生物信号测量设备的需求。但干电极的头皮-电极阻抗远远大于湿电极, 易导致脑电信号不稳定。目前, 主流的解决方法是使用高输入阻抗电路与电极连接, 使脑电信号更完整地“流入”BCI 系统中, 以这种方式设计的电极被称为主动电极^[37-39]。

1.2 导联

脑电图的导联设置需要关注两个问题: 一是电极的放置位置, 二是电极与放大器的连接方式。

电极的放置方法多采用国际 10-20 系统, 如图 2 所示。10-20 系统是用于描述多导脑电采集时电极位置的国际公认方法, 可以使脑电图记录标准化, 方便建立统一标准的脑电数据库, 以分析和比较不同研究的结果。现阶段, 大部分用于固定电极的脑电帽是基于 10-20 系统的, 电极数量最多可达 256 个。

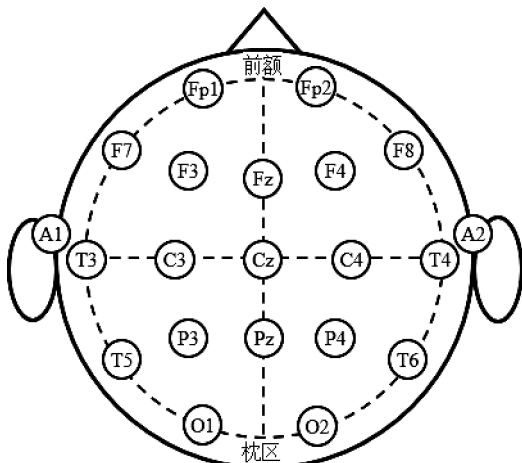


图 2 国际 10-20 系统

Fig. 2 International 10-20 system

脑电信号微弱且容易引入环境噪声, 因此常使用高共模抑制比 (common mode rejection ratio, CMMR) 的差分放大器作为前置放大器以抑制噪声, 提高脑电质量。因此, 脑电图记录需要至少 3 个电极: 一个接地电极和两个记录电极。两记录电极作为差分放大器的输入, 接地电极作为差分放大器的接地, 差分放大器输出两记录电极的差值, 消除两记录电极相对于接地电极中的共模信号, 以减小身体与环境耦合噪声、心电、肌电等信号对脑电信号的干扰。

根据电极与放大器的连接方式, 导联可分为单极导联和双极导联。如图 3(a) 所示, 多个记录电极信号减去同一个记录电极信号, 形成多个信号通道的方式被称为单极导联, 其中, 共用的被减电极称为参考电极。相对地, 不使用共同的参考电极, 只记录两电极间的相对电压差的方式被称为双极导联, 如图 3(b) 所示。单极导联对广泛分布的脑活动、噪声和运动伪迹敏感, 对局部脑活动不敏感。相反, 双极导联对广泛分布的脑活动、噪声和伪迹不敏感, 对局部脑活动敏感。相对于双极导联, 单极导联在脑电数字化后可以被重构为任意电极布局, 具有显著优势。

如前所述, 单极记录方式对头部的噪声和伪迹敏感, 容易引入干扰, 因此选择合适的参考电极至关重要。耳垂、乳突、前额、鼻尖、颅顶等部位常被用为参考电极放置的位置。但因脑电信源位置不同, 这些选择各具优劣^[40-41]。此外, 数字化参考电极技术, 如共同平均参考 (common average reference, CAR)^[42]与参考电极标准化技术 (reference electrode standardization technique, REST)^[43], 可以削弱参考电极对脑电记录的影响, 提升脑电信号的质量。

1.3 模拟放大电路

模拟放大电路是指连接电极和 ADC 的模拟电路。模拟放大电路将电极获得的原始脑电信号进行放大、滤波并调整脑电幅值以符合 ADC 输入范围。模拟放大电路由滤波电路、放大电路、调零电路组成。

根据奈奎斯特-香农采样定理, 在采样过程中, 信号中高于奈奎斯特频率的成分会叠加到低于奈奎斯特频率的成分中, 这种频谱重叠现象称为混叠。为降低混叠对信号的干扰, 需采用低通滤波器消除高频成分, 防止高频信号采样后混入低频信号^[44-45]。另外, 脑电数字化后, 因为混入低频段的高频成分不能通过程序手段滤除, 所以有必要采用有源电路或 RC 电路构建抗混叠滤波器。除低通滤波器, 常见的滤波器还有高通滤波器和工频陷波器。高通滤波器可以滤除直流成分, 工频陷波器可以滤除 50 或 60 Hz 工频干扰。但这两种模拟滤波器不是必需的, 因为数字滤波器可以解决直流干扰和工频干扰。

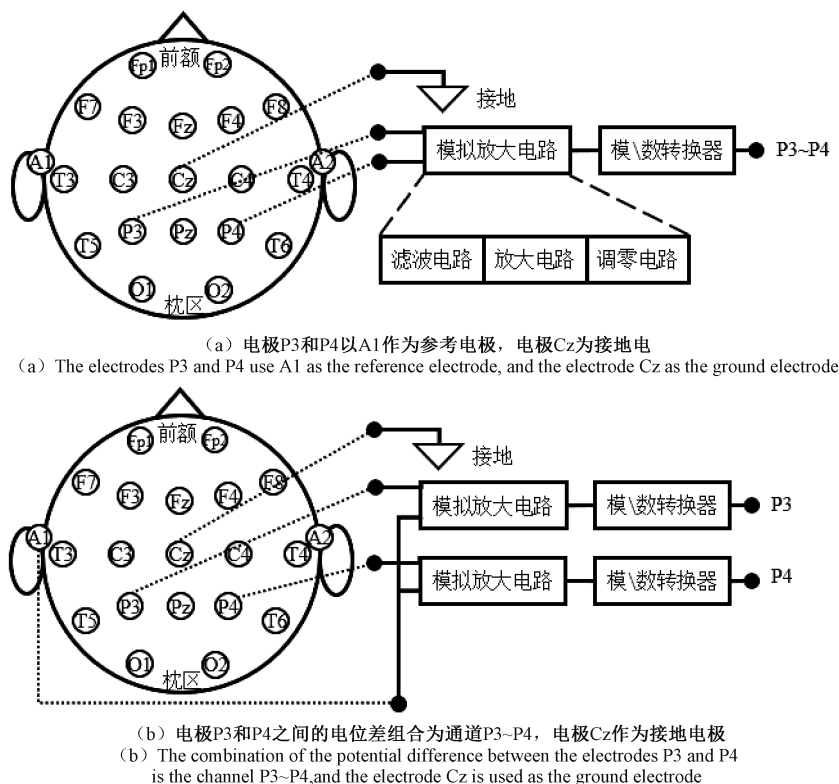


图 3 单极导联与双极导联

Fig. 3 Unipolar and bipolar lead

放大电路是以运算放大器为核心,将微弱脑电信号幅值放大的电路。因为脑电具有幅值微小、信源内阻抗大、且容易混入较强共模干扰的特点,所以研究者们通常以高增益、高输入阻抗、高共模抑制比的仪表放大器作为前置放大器。Lin 等^[46]设计的模拟放大电路具有很高的参考价值,该电路以 INA128 仪表放大器作为前置放大器将微弱脑电放大 1 000 倍,且拥有高输入阻抗和高共模抑制比,另外,他们还使用 TL084 作为后置放大器,配合调零电路,将微弱脑电信号调整至 0~5 V,并且使用模拟低通滤波器对脑电进行了抗混叠处理。

调零电路也称为直流偏置调整电路,其作用是调整输入信号电压区间以契合 ADC 输入区间,最大限度地利用 ADC 量化位数,提高数字化脑电精度。

1.4 模数转换电路

模数转换电路是将模拟信号转换成数字信号的集成电路。数字化后的脑电可以被程序存储、分析或处理。ADC 的采样率和分辨率决定了数字化脑电的质量。为记录脑电信号细微变化,用于 BCI 的 ADC 采样率一般不低于 250 Hz,现在的脑电采集设备采样率可以高达数十 kHz。分辨率是指 ADC 可分辨的最小电压,表征 ADC 的最小刻度,为记录更多细节,ADC 的量化位数一般不低于 16 bit,通常为 24 bit。ADS1299 是由 Texas Instruments

公司设计的专用于脑电采集的 24 位 ADC 元件,采样率从 250 Hz 到 16 KHz,且内置的可编程增益放大器 (programmable gain amplifier,PGA) 可以配合模拟放大电路提高采集系统的增益,非常适合用于脑电采集任务^[47-49]。

1.5 前端处理器

用于脑电采集过程中的处理器称为前端处理器。前端处理器通过数据总线接收经 ADC 数字化的脑电数据后,将脑电保存到存储设备中,或发送到后端处理器中,由后端处理器负责处理和分析。前端处理器通常由微型控制单元 (microcontroller unit, MCU) 或现场可编程逻辑门阵列 (field programmable gate array, FPGA) 实现。为了提高便携性和有效利用计算资源,一些设计使用微型处理器直接处理脑电信号并输出结果。例如, Mannatunga 等^[50]设计的 HiCCE-128 脑电采集系统可以在前端处理器中运行脑电处理程序对脑电进行解码。同样地, Shyu 等^[51]设计的多媒体控制系统以 FPGA 芯片作为处理器,实现了脑电采集和解码功能,提高了系统的便携性。

1.6 脑电采集程序

脑电采集程序是控制前端处理器进行数据采集和传输,运行在后端处理器中的程序。程序主要功能包括标

记任务脑电开始和结束的时间戳,以及接收并解析前端处理器传输的数据包。前后端之间的数据交互方式由通信协议决定。脑电采集设备供应商,如 Neuroscan、BrainProduct、Neuracle 和 g. tec,提供了可运行在客户机上的采集软件与进程间通信的接口程序,以方便用户开展实验。Mei 等^[52]使用 Neuracle 脑电采集设备和采集软件,完成 12 指令的基于 SSVEP-BCI 的四轴飞行器控制系统。He 等^[53]使用 NuAmps (Neuroscan 公司)脑电采集设备和采集软件完成基于脑电和眼电的混合 BCI 系统,通过该系统,用户无需任何肢体动作即可完成输入文本、访问互联网和通过电子邮件与他人交流。同样地,Liu 等^[54]使用 NuAmps 脑电采集设备和采集软件获取 40 通

道的脑电数据,结合同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)实现基于 SSVEP-BCI 的机器人控制系统。Tobias 等^[55]使用 g. USBamp (g. tec 公司)脑电采集设备与相关软件,在虚拟环境中建立了触觉 ERP-BCI (BCI based on event-related potentials, ERP-BCI) 在线轮椅控制系统,为触觉 BCI 领域提供了丰富的数据。

1.7 商业脑电采集设备

目前流行的脑电采集设备及其参数如表 1 所示。从中可以得出,脑电采集设备至少具有 8 个通道,采样率不低于 250 Hz,分辨率普遍为 24 bit,且越来越多的设备具有便携性。表中设备均提供脑电采集程序和应用程序接口(application programming interface, API)。

表 1 商业脑电采集设备对比

Table 1 Comparison of commercial EEG acquisition equipment

型号	公司	便携支持	测量范围/ mV	输入噪声/ μVrms	通道数	采样率/Hz	分辨率/bit	通信
g. USBamp	g. tec	否	± 250.0	<0.40	16	38.4k	24	USB
BrainAmp MR	Brain Product	否	± 16.40	<0.35	32	5k	16	USB
Refa	TMSi	否	± 150.0	<1.00	64	4k	24	USB
NuAmps	NeuroScan	否	± 130.0	<0.70	40	1000	22	USB
EPOC+	Emotiv	是	0~8.40		14	2048	14	Wi-Fi/蓝牙/USB
NewSen W	Neuracle	是	± 375.0	<0.40	64	16k	24	Wi-Fi
StarStim	Neuroelectrics	是		<1.0	32	500	24	Wi-Fi/USB
Unicom Hybrid Black	g. tec	是			8	250	24	蓝牙
Enobio	Neuroelectrics	是		<1.0	32	500	24	Wi-Fi/USB
Quick-20m	CGX	是		<0.6	20	500	24	蓝牙

2 脑电编码与解码开发平台

目前,用于控制设备的 BCI 系统需建立产生特定感觉的外部刺激(视、听、体等)或认知活动的实验平台与流程,以诱导用户大脑产生相应的认知思维及脑电模式,再通过信号处理与模式识别来确定大脑对外信息交流或控制意图指令^[56]。本质上,脑电编解码是 BCI 系统将计算机指令编码为特征脑电,再将特征脑电解码为计算机指令的过程。脑电编解码过程依靠计算机程序实现,且编码和解码程序的运行是相互独立的进程。随着脑电编解码的软件架构相继问世,BCI 系统工程实现难度显著降低,加速了脑科学发展和进步。近年来,具有高效性、灵活性和便携性等优点的 FPGA 进入到研究者的视野。FPGA 非常契合 BCI 的应用需求,因此,结合 FPGA 的脑电编解码案例也在逐渐增加。

2.1 脑电编码平台

脑电编码是将计算机指令编码为特征脑电的过程,其主要方法是通过特定的实验范式,将计算机指令映射为外部刺激或认知相关事件活动,并诱导用户大脑产生特定模式的脑电。实验范式的设计和实现方式对任务脑电信号的质量具有决定性作用,由于具有稳定的信号模

式和广泛的应用场景,SSVEP、视觉 P300 等视觉刺激常被用做实验范式^[57-61]。当前,实现视觉刺激范式最常见的方法是使用 PC 程序生成刺激视频流发送到显示器,由显示器展示给用户,经典的 SSVEP 相频编码范式如图 4 所示。例如, Yang 等^[62]以刷新率为 60 Hz 的 Samsung 显示器作为视觉刺激面板,并结合 SSVEP 和眼动混合范式,建立了用于家庭生活的多菜单 38 指令 BCI 控制系统,其准确率达 96.92%。王金海等^[63]将 12.1 英寸液晶屏 HC1202A 与 SSVEP 范式相结合,建立了 BCI 系统,用于控制轮椅在模拟环境下移动,帮助用户提高使用脑控轮椅的熟练度。Song 等^[64]将 LCD 显示器与 P300 speller 范式相结合,建立了上肢辅助机器人系统,用于帮助瘫痪者提高生活质量。Psychtoolbox (www.psychtoolbox.net)、PsychoPy (www.psychopy.org) 等专用于设计刺激范式的软件工具可有效降低实现刺激范式的难度,方便研究者开展实验。Psychtoolbox 是应用最广泛的软件工具,据谷歌学术统计,截至 2021 年 6 月 10 日,29 922 篇文献引用过关于 Psychtoolbox 三篇文献(The Psychophysics Toolbox^[65], The VideoToolbox software^[66], What's new in Psychtoolbox-3?^[67])中的一篇或者多篇。PsychoPy 是基于 Python 开发的专用于实验范式的开源工具包,适合实现多种实验范式,拥有直观的用户界面,

使用简单,并且提供视频教程。

>>K							
A	B	C	D	E	F	G	H
I	J	K	L	M	N	O	P
Q	R	S	T	U	V	W	X
Y	Z	0	1	2	3	4	5
6	7	8	9		,	.	←

(a) 40 指令的 SSVEP-BCI 的用户界面,红色方块是实验中目标字符“K”的视觉提示

(a) User interface of SSVEP-BCI with 40 instructions, and the red square as the visual cue for the target character "K" in the experiment

>>							
8.0Hz 0.0 π	9.0Hz 0.5 π	10.0Hz 1.0 π	11.0Hz 1.5 π	12.0Hz 0.0 π	13.0Hz 0.5 π	14.0Hz 1.0 π	15.0Hz 1.5 π
8.2Hz 0.5 π	9.2Hz 1.0 π	10.2Hz 1.5 π	11.2Hz 0.0 π	12.2Hz 0.5 π	13.2Hz 1.0 π	14.2Hz 1.5 π	15.2Hz 0.0 π
8.4Hz 1.0 π	9.4Hz 1.5 π	10.4Hz 0.0 π	11.4Hz 0.5 π	12.4Hz 1.0 π	13.4Hz 1.5 π	14.4Hz 0.0 π	15.4Hz 0.5 π
8.6Hz 1.5 π	9.6Hz 0.0 π	10.6Hz 0.5 π	11.6Hz 1.0 π	12.6Hz 1.5 π	13.6Hz 0.0 π	14.6Hz 0.5 π	15.6Hz 1.0 π
8.8Hz 0.0 π	9.8Hz 0.5 π	10.8Hz 1.0 π	11.8Hz 1.5 π	12.8Hz 0.0 π	13.8Hz 0.5 π	14.8Hz 1.0 π	15.8Hz 1.5 π

(b) 40 个视觉刺激的频率和相位设置

(b) Frequency and phase value settings for 40 visual stimuli

图 4 SSVEP 相频编码范式

Fig. 4 SSVEP phase-frequency coding paradigm

2.2 脑电解码平台

BCI 通过解码程序分析特征脑电,将其映射为计算机指令或直接输出分析结果。MATLAB 是 MathWorks 公司出品的商业数学软件,是目前 BCI 领域应用最广的数据分析平台,其指令简单,易于学习,功能强大。EEGLAB (www.sccn.ucsd.edu/eeglab/index.php) 是面向 MATLAB 平台的脑电、脑磁图和其他生理信号软件工具包,提供图形用户界面 (Graphical User Interface, GUI),使用方便。结合 MATLAB 和 EEGLAB 实现脑电解码程序,可以快速实现 BCI 系统,提高开发效率。例如,Shao 等^[68]使用 MATLAB 和 EEGLAB 建立的 4 指令 SSVEP-BCI 系统,解码准确率达 89.92%,能够有效控制机器人清洁墙壁。除 MATLAB 外,Python 语言由于具有语法简洁、工具包丰富和代码开源等优点,同样被广泛应用于 BCI 脑电解码工作。MNE (www.mne.tools/stable/index.html) 是面向 Python 平台、用于分析神经生理数据的开源软件工具包,支持读写 EEGLAB 格式的文件。MNE 近年

来发展迅速,据谷歌学术统计,截至 2021 年 11 月 2 日,其引用文献已达到 2 260 篇。除 MNE 外,NumPy、Pandas、Scipy 和 scikit-learn 等工具包也常用于建立脑电解码程序。Al-Nuaimi 等^[69]使用 Python 与工具包构建脑电解码程序,实现基于 P300-BCI 的无人飞行器控制系统,并设计了无人机对抗实验,以测试和改进脑控无人机系统的实用性。

2.3 编解码软件架构

OpenViBE (www.openvibe.inria.fr) 和 BCI2000 (www.bci2000.org) 是最流行的两个 BCI 通用软件架构。OpenViBE 基于模块化设计,支持 30 多种采集设备,提供 Python、MATLAB 和 LUA 程序接口,降低了 BCI 的实现难度,提高了开发效率。此外,OpenViBE 还提供了丰富的教程和案例,减轻学习难度,方便应用。Singala 等^[70]介绍了使用 OpenViBE 构建 BCI 系统的方法,并给出了提取脑电 Delta 频段信号和分析处理后信号功率谱密度的案例,其功能链路包括信号获取、导联选择、滤波、频谱分析和显示结果。冯琴昌^[71]使用 OpenViBE 建立 MI-BCI 系统,用于控制机械臂,其准确率超过 95%。Guy 等^[72]使用 OpenViBE 建立基于视觉 P300-BCI 的拼写器,改善了肌萎缩侧索硬化症 (amyotrophic lateral sclerosis, ALS) 患者沟通能力。BCI2000 包含 4 个模块,分别是信号采集、信号处理、应用和开发者接口,这些模块依靠 TCP/IP 协议进行通信。BCI2000 架构依靠自身的通信规则,可以快速集成新的采集系统、算法和外部设备,简化 BCI 构建复杂度,提高工程效率。Matthias 等^[73]使用 BCI2000 和 MATLAB 建立基于触觉 P300-BCI 系统,并在虚拟环境下训练用户使用此系统,以提高触觉 BCI 系统的可用性。Eduardo 等^[74]使用 BCI2000 建立 MI-BCI 系统,可有效帮助患者进行手臂康复。Gillini 等^[75]使用 BCI2000 建立视觉 P300-BCI 系统,用于控制机器人提高运动障碍者的生活质量。

2.4 FPGA 与脑电编解码

FPGA 既可以用作前端处理器,又可以用于脑电编解码和解码。

FPGA 具有良好的实时性,可以精准地控制刺激时序,代替计算机完成编码任务。如图 5 所示,Xu 等^[76]使用 FPGA 控制 36 个 LED,实现了基于 P300 与 SSVEP 混合范式的 4 个独立并行的拼写器,通过时频编码协议,显著提高了 BCI 的信息传输速率。Zhang 等^[77]使用 FPGA 控制显示器产生不同噪声等级的稳态运动视觉刺激 (steady-state motion visual evoked potential, SSMVEP),发现适当的视觉噪声可以提高 BCI 性能,而且 FPGA 生成刺激的方式可提高 BCI 的便携性。Zhang 等^[78]使用 FPGA 控制 LED 灯产生 SSVEP 视觉刺激,从编码任务中

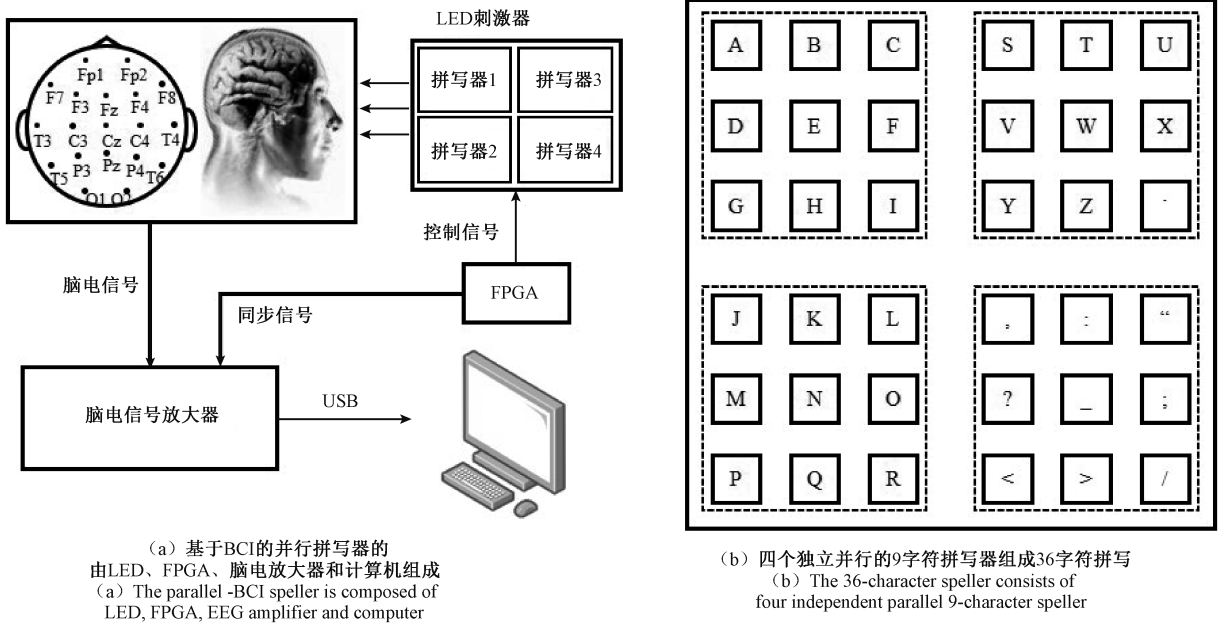


图5 基于 P300 和 SSVEP 视觉的 BCI 并行拼写系统
Fig. 5 The visual parallel-BCI speller system based on SSVEP and P300

解放了显示器,并将其用于实时反馈,以提升 BCI 的实用性。

FPGA 具有高性能的数据处理能力,可以用于脑电分析和处理任务,实现脑电信号的解码。Tamilarasi 等^[79]使用 FPGA 集成主成分分析 (principal component analysis, PCA) 算法,实现了检测和抑制癫痫发作的 BCI 系统。Luis 等^[80]使用 FPGA 集成小波包分解 (wavelet packet decomposition, WPD) 和线性判别式分析 (linear discriminant analysis, LDA) 法建立的 BCI 系统,可区分左右手运动想象,准确率达到 80%,且在 FPGA 工作频率为 1.5 MHz 时,系统延时低至 7.5 ms。Feng 等^[81]通过 FPGA 实现典型关联分析 (canonical correlation analysis, CCA) 算法,建立了 6 指令的 BCI 系统,此系统在拨号任务中,平均准确率达到 89%。Aravind 等^[82]通过 FPGA 集成离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 和支持向量机 (support vector machines, SVM) 算法,建立了 BCI 系统,用于识别用户运动意图,以帮助重度运动障碍者。

3 BCI 软硬件存在的问题

综上所述,随着脑电采集和编解码软硬件工具多样化发展,脑电 BCI 系统已经应用在各种场景,但软硬件工具在实际应用中仍面临一些问题。

3.1 脑电电极局限性问题

随着需求不断增加,越来越多的场景需要长期稳定地采集脑电,尤其是日常生活和医院临床监测。目前大

部分 BCI 应用是基于湿电极的。然而,在湿电极的使用中,受试者容易产生不适感,导电膏也容易变干。这会影 响信号采集的精准度,致使湿电极不能满足 BCI 长期使用的 需求。此外,半干电极的缺点是导电液不稳定释放 导致的信号质量下降;而干电极容易耦合环境噪声,且存在 过高的头皮-电极阻抗,导致脑电采集质量下降。

目前,不同种类的电极在实际应用中,可能存在用户 舒适感低、稳定采集脑电时长短、信号质量差或输入阻抗 大等问题,研究者们也针对性地设计了许多新型电极,但 这些新型电极仍然不能解决上述全部问题。

3.2 BCI 脑电解码处理器的部署问题

当前,BCI 系统可以使用后端处理器执行解码任务, 也可以使用前端处理器执行解码任务,这两种方式各有 利弊。使用后端处理器执行解码任务时,优点是 BCI 可 使用高性能计算机执行复杂解码算法,缺点是前端需要 通过蓝牙或 Wi-Fi 将脑电发送到后端,限制了用户的活 动范围,而且数据传输的延迟会影响系统的实时性。通 过 MCU 或 FPGA 部署在前端,执行解码任务,可以允许 用户在更大范围内使用 BCI,改善使用体验。但是,MCU 计算资源有限,不能执行复杂的解码算法;因为 FPGA 缺 乏脑电解码的 IP 核 (intellectual property core, IP),将解 码算法集成到 FPGA 中的工作复杂度与时间成本较高。

3.3 编解码软件框架缺乏适应性问题

BCI 应用正处于一个快速发展的阶段,但现有的编 解码软件框架应对各种复杂应用场景的适应性不足,并 不能满足 BCI 的应用的实际需求。这主要是因为当前脑

电采集和编解码软件依赖于 Windows 平台,而重新构建这些软件以适应更多平台的工作尚未获得关注。

4 结 论

构建脑电 BCI 系统的软硬件相关技术日益趋向成熟,促使 BCI 逐渐由科学研究设备向日常生活应用设备转变。脑电 BCI 系统的软硬件工具发展呈现如下 4 大主要趋势:

1) 脑电电极性能的增强。随着 BCI 需求不断增加,对电极性能的要求也在不断提高。未来,研究者有望设计出性能更高的脑电电极,帮助 BCI 应用于更复杂的场景。

2) 脑电 BCI 系统的集成化。随着可穿戴 BCI 系统的需求飞速增加,缩小系统体积必然会是重要发展方向之一。缩小 BCI 系统最有效的手段是建立片上系统(system on chip, SoC),将整个脑电采集、解码所需要的功能单元集成在一块芯片中。HiCCE-128^[50]系统是此方向的一个成功案例。

3) BCI 软硬件通信协议的标准化。随着 BCI 应用不断增多,相关的硬件和软件也随之增多。建立统一的标准软硬件通信协议,重复利用已经存在的软件和硬件,可有效节约人力和时间成本。

4) BCI 系统解码能力的增强。随着研究者继续开发出新的 BCI 软件和硬件架构,结合越来越高效的解码算法,BCI 系统解码能力将不断增强,帮助研究者更精确地挖掘脑中蕴含的特征信息。

脑电采集设备、编解码软硬件已经成为脑-机接口领域的研究热点^[83]。可以预见,脑电采集设备会更精确地捕捉大脑活动信息,脑电编解码软硬件会更有效地帮助大脑与外部设备通信,进而推动脑-机接口性能不断加强,功能不断扩展,应用场景不断增加。

未来,高性能的软硬件有助于脑电 BCI 融入社会方方面面,成为生活中不可分割的部分。

参考文献

- [1] NICOLAS-ALONSO L F, GOMEZ-GIL J. Brain computer interfaces, a review [J]. Sensors, 2012, 12(2):1211-1279.
- [2] WON K, KWON M, JANG S, et al. P300 speller performance predictor based on RSVP multi-feature [J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2019, 13:261.
- [3] CHAUDHARI R, DHONGADE S, KOLHARE N, et al. Brain computer interface based epilepsy alert system using neural networks [C]. International Conference on Computational Vision and Bio Inspired Computing. Online, Springer, Cham, 2019: 193-203.
- [4] 潘奕竹, 沈娜. 离散差分模块在癫痫脑电分类中的应用 [J]. 电子测量技术, 2021, 44 (1):70-75.
PAN Y ZH, SHEN N. Signal to difference module in epileptic electroencephalogram classification [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(1):70-75.
- [5] LIAN Q, QI Y, PAN G, et al. Learning graph in graph convolutional neural networks for robust seizure prediction [J]. Journal of Neural Engineering, 2020, 17(3):035004.
- [6] ZENG H, ZHANG J M, ZAKARIA W, et al. InstanceEasyTL: An improved transfer-learning method for EEG-based cross-subject fatigue detection [J]. Sensors, 2020, 20(24):7251.
- [7] 明东, 柯余峰, 何峰, 等. 基于生理信号的脑力负荷检测及自适应自动化系统研究:40 年回顾与最新进展 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1):1-13.
MING D, KE Y F, HE F, et al. Psychophysiological measures based studies on mental workload assessment and adaptive automation: Review of the last 40 years and the latest developments [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(1):1-13.
- [8] ZENG H, YANG CH, ZHANG H, et al. A light GBM-based EEG analysis method for driver mental states classification [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2019, 2019(4):1-11.
- [9] 闵建亮, 蔡铭. 基于前额脑电多尺度小波对数能量熵的驾驶疲劳检测分析 [J]. 中国公路学报, 2020, 33(6):8.
MIN J L, CAI M. Driver fatigue detection based on multi-scale wavelet log energy entropy of frontal EEG. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(6):8.
- [10] ABIRI R, BORHANI S, SELLERS E W, et al. A comprehensive review of EEG-based brain-computer interface paradigms [J]. Journal of Neural Engineering, 2019, 16(1):1-21.
- [11] 周伊婕, 宋西姊, 何峰, 等. 基于脑电的多模态神经功能成像新技术研究进展 [J]. 中国生物医学工程学报, 2020, 39(5):595-602.
ZHOU Y J, SONG X Z, HE F, et al. Research progress of multimodal functional neural imaging technology based on EEG [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2020, 39(5):595-602.
- [12] 蔡靖, 李玉涛, 宋雪丰, 等. 基于脑电两节律和 BP 神经网络的运动想象分类研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6):176-182.
CAI J, LI Y T, SONG X F, et al. Classification of motor imagery based on two rhythms of EEG and BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and

- Instrumentation, 2020, 34(6):176-182.
- [13] WANG K, XU M P, WANG Y J, et al. Enhance decoding of pre-movement EEG patterns for brain-computer interfaces [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2020, 17(1): 016033.
- [14] 赵丽, 万佳乐, 边琰, 等. 下肢临近关节运动想象特征及分类研究 [J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(8):87-94.
- ZHAO L, WAN J L, BIAN Y, et al. Research on characteristics and classification of motor imagery of adjacent joints of lower limbs [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2021, 40(8):87-94.
- [15] NAKATANI S, ARAKI N, HOSHINO T, et al. Brain-controlled cycling system for rehabilitation following paraplegia with delay-time prediction [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(1):016022-016034.
- [16] 那睿, 胡纯, 郑德智, 等. 综合频率响应特征和权重系数的自适应脑机接口技术 [J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(5):154-163.
- NA R, HU CH, ZHENG D ZH, et al. Research on the adaptive brain computer interface technology of synthesizing frequency response characteristics and weight coefficients [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(5):154-163.
- [17] LIAM R, SADASIVAN P. Importance of graphical user interface in the design of P300 based brain-computer interface systems [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2020, 117(C):103599.
- [18] MENG J Y, XU M P, WANG K, et al. Separable EEG features induced by timing prediction for active brain-computer interfaces [J]. *Sensors*, 2020, 20(12): 3588.
- [19] GEORGIOS C Z, EMMANUEL M D. The neoEEG board: A 3 nV/ Hz multi-channel wireless instrument for neonatal EEG monitoring [J]. *Measurement*, 2020, 154(C):107442.
- [20] 秦静, 孙法莉, HUI FANG, 等. 可穿戴脑电图设备关键技术及其应用综述 [J]. *计算机应用*, 2022, 42(4): 1029-1035.
- QIN J, SUN F L, HUI F, et al. Review of key technologies and applications of wearable electroencephalogram devices [J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(4): 1029-1035.
- [21] 黄涌, 郭旭宏, 姚兆林, 等. 基于主动干电极传感器的无线可穿戴脑电采集系统 [J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(4):80-83.
- HUANG Y, GUO X H, YAO ZH L, et al. Wearable wireless EEG acquisition system with active dry electrode sensor [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(4):80-83.
- [22] LIN B S, LIN B S, YEN T H, et al. Design of wearable headset with steady state visually evoked potential-based brain computer interface [J]. *Micromachines*, 2019, 10(10):681.
- [23] 郭雨. 基于脑电信号的抑郁症识别研究与实现 [D]. 北京:北京邮电大学, 2021.
- GUO Y. Research and implementation of depression recognition based on EEG [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [24] 王桂英, 王艳娟. 脑电采集用电极制造技术研究进展 [J]. *科学技术与工程*, 2018, 18(25):107-115.
- WANG G Y, WANG Y J. Research progress of electrode manufacturing technology for electroencephalography measurement [J]. *Science Technology and Engineering*, 2018, 18(25):107-115.
- [25] 赵倩, 谭浩然, 王西岳, 等. 脑电采集电极研究进展 [J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(15):6097-6104.
- ZHAO Q, TAN H R, WANG X Y, et al. Research progress of the electrode for electroencephalogram acquisition [J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(15):6097-6104.
- [26] GUANG L L, LI G L, WU J T, et al. Review of semi-dry electrodes for EEG recording [J]. *Journal of neural Engineering*, 2020, 17(5):051004.
- [27] GAO K P, YANG H J, LIAO L L, et al. A novel bristle-shaped semi-Dry Electrode with low contact impedance and ease of use features for EEG signal measurements [J]. *IEEE Transactions on Bio-medical Engineering*, 2020, 67(3):750-761.
- [28] 李广利, 覃子容, 夏用恢, 等. 基于多孔陶瓷的新型半干脑电电极 [J]. *包装学报*, 2019, 11(4):39-46.
- LI G L, TAN Z R, XIA Y H, et al. A novel porous ceramics-based semi-dry EEG electrode [J]. *Package Journal*, 2019, 11(4):39-46.
- [29] LI G L, WANG S ZH, LI M ZH, et al. Towards real-life EEG applications: novel superporous hydrogel-based semi-dry EEG electrodes enabling automatically "charge-discharge" electrolyte [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, DOI:10.1088/1741-2552/abebab.
- [30] HARATI A, JAHANSHAHI A. A reliable stretchable dry electrode for monitoring of EEG signals [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2021, 326: 112727.
- [31] 殷灿. 基于 PDA/Pt-TiO₂ 纳米管阵列的 EEG 干电极及其 SSVEP-BCI 应用 [D]. 天津:天津理工大学, 2021.
- YIN C. Preparation of polydopamine/Pt-TiO₂ nanotube array-based EEG dry electrode for SSVEP-BCI

- applications [D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2021.
- [32] DOERRFUSS J I, KILIC T, AHMADI M, et al. Predictive value of acute EEG measurements for seizures and epilepsy after stroke using a dry cap electrode EEG system—study design and proof of concept[J]. *Epilepsy & Behavior*, 2020, 104(Pt B):106486.
- [33] WU X T, ZHENG L, JIANG L, et al. A dry electrode cap and its application in a steady-state visual evoked potential-based brain-computer interface [J]. *Electronics*, 2019, 8(10):1080.
- [34] O'SULLIVAN M, PENA J P, BOCCHINO A, et al. Comparison of electrode technologies for dry and portable EEG acquisition [C]. 2017 7th IEEE International Workshop on Advances in Sensors and Interfaces (IWASI). IEEE, 2017:15-20.
- [35] O'SULLIVAN M, POPOVICI E, BOCCHINO A, et al. System level framework for assessing the accuracy of neonatal EEG acquisition[C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. IEEE, 2018:4339-4342.
- [36] LI X, SUN Y. Design and evaluation of a non-contact wireless biopotential monitoring system with motion artifacts[C]. IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics. IEEE, 2017:69-72.
- [37] OH T I, NGUYEN D T, TAPSON J, et al. Active electrode design suitable for simultaneous EIT and EEG [J]. *Electronics Letters*, 2013, 48(25):1583-1584.
- [38] TANG T, LING G H, YAO L, et al. A TDM-based 16-channel AFE ASIC with enhanced system-level CMRR for wearable EEG recording with dry electrodes[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2020, 14(3):516-524.
- [39] TONEKABONY E H, MOLINAS M, YTTERDAL T. A fully differential capacitively-coupled high CMRR low-power chopper amplifier for EEG dry electrodes [J]. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 2020, 102(2):353-362.
- [40] ZHANG L P, WANG P, ZHANG R, et al. The influence of different EEG references on scalp EEG functional network analysis during hand movement tasks [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2020, 14:367-367.
- [41] CHOI S I, HWANG H J. Effects of different re-referencing methods on spontaneously generated ear-EEG[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2019, 13:822.
- [42] BARTHEL C A. The average reference electrode [J]. *American Journal of EEG Technology*, 2015, 1(3):61-74.
- [43] 刘珍珍. 基于参考电极标准化技术的听觉诱发电位检测方法研究[D]. 重庆理工大学, 2019.
- LIU ZH ZH. Research on auditory brainstem response detection method based on reference electrode standardization technique [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2019.
- [44] 刘文斐. 一种抗混叠失真的 IIR 数字滤波器设计方法[J]. *宁夏大学学报(自然科学版)*, 2021, 42(2):197-202.
- LIU W F. The design method of the anti-aliasing IIR digital filter[J]. *Journal of Ningxia University (Natural Science Edition)*, 2021, 42(2):197-202.
- [45] 郭红玉. 一种抗混叠滤波器设计[J]. *电子设计工程*, 2015, 23(3):110-112.
- GUO H Y. The design of an anti-alias filter [J]. *Electronic Design Engineering*, 2015, 23(3):110-112.
- [46] LIN J S, WU W C. An FPGA-based BCI system with SSVEP and phased coding techniques [J]. *Journal of Technology*, 2018, 33(1):53-62.
- [47] NG D W K, S Y, GOH S Y. Indirect control of an autonomous wheelchair using SSVEP BCI[J]. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 2020, 32(4):761-767.
- [48] PENGJU Z, DEZHI Z, SHUAILEI Z, et al. Digital EEG signal acquiring system based on FPGA [C]. 2017 13th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). IEEE, 2017:528-533.
- [49] TANG J B, XU M P, HAN J, et al. Optimizing SSVEP-based BCI system towards practical high-speed spelling[J]. *Sensors*, 2020, 20(15):4186.
- [50] MANNATUNGA K S, ALI S H M, CRESPO M L, et al. High performance 128-channel acquisition system for electrophysiological signals[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:122366-122383.
- [51] SHYU K K, LEE P L, LEE M H, et al. Development of a low-cost FPGA-based SSVEP BCI multimedia control system[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2010, 4(2):125-132.
- [52] MEI J, XU M P, WANG L J, et al. Using SSVEP-BCI to continuous control a quadcopter with 4-DOF motions [C]. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) in conjunction with the 43rd Annual Conference of the Canadian Medical and Biological Engineering Society. Montreal, QC, Canada, IEEE, 2020:4745-4748.
- [53] HE SH H, ZHOU Y J, YU T Y, et al. EEG-and EOG-based asynchronous hybrid BCI: A system integrating a speller, a web browser, an e-mail client, and a file explorer[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2020, 28(2):519-530.

- [54] LIU Y, LI Z, ZHANG T, et al. Brain-robot interface-based navigation control of a mobile robot in corridor environments[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 50(8): 3047-3058.
- [55] TOBIAS K, ANDREAS H, ANDREA K. Toward brain-computer interface based wheelchair control utilizing tactually-evoked event-related potentials[J]. *Journal of Neuroengineering & Rehabilitation*, 2014, 11(1):7.
- [56] 李鹏海, 许敏鹏, 万柏坤, 等. 视觉诱发电位脑-机接口实验范式研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(10):2340-2351.
- LI P H, XU M P, WAN B K, et al. Review of experimental paradigms in brain-computer interface visual evoked potential [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(10):2340-2351.
- [57] XU M P, HAN J, WANG Y J, et al. Implementing over 100 command codes for a high-speed hybrid brain-computer interface using concurrent P300 and SSVEP features [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2020, 67(11): 3073-3082.
- [58] ZHOU X Y, XU M P, XIAO X L, et al. Detection of fixation points using a small visual landmark for brain-computer interfaces[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(4): 046098.
- [59] XU M P, XIAO X L, WANG Y J, 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.
- [60] FRANCISCO V Á, ÁLVARO F R, FRANCISCO V M, et al. Brain-computer interface (BCI) control of a virtual assistant in a smartphone to manage messaging applications[J]. *Sensors*, 2021, 21(11):3716-3716.
- [61] HUANG J Y, QIU LN, LIN Q M, et al. Hybrid asynchronous brain-computer interface for yes/no communication in patients with disorders of consciousness [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(5):056001.
- [62] YANG D L, NGUYEN T H, CHUNG W Y. A bipolar-channel hybrid brain-computer interface system for home automation control utilizing steady-state visually evoked potential and eye-blink signals [J]. *Sensors*, 2020, 20(19):5474-5474.
- [63] 王金海, 王康宁, 陈小刚, 等. 基于稳态视觉诱发电位的脑控轮椅室内模拟训练系统[J]. *生物医学工程学杂志*, 2020, 37(3):502-511.
- WANG J H, WANG K N, CHEN X G, et al. Indoor simulation training system for brain-controlled wheelchair based on steady-state visual evoked potentials [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2020, 37(3): 502-511.
- [64] SONG Y H, CAI S Q, YANG L, et al. A practical EEG-based human-machine interface to online control an upper-limb assist robot [J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2020, 14:32.
- [65] BRAINARD D H. The psychophysics toolbox [J]. *Spatial Vision*, 1997, 10(4):433-436.
- [66] PELLI D G. The video toolbox software for visual psychophysics: Transforming numbers into movies [J]. *Spatial Vision*, 1997, 10(4):437-442.
- [67] KLEINER M, BRAINARD D, PELLI D, et al. What's new in Psychtoolbox-3? [J]. *Perception*, 2007, 36(14):1-16.
- [68] SHAO L, ZHANG L Y, NASREDDINE A N, et al. EEG-controlled wall-crawling cleaning robot using SSVEP-based brain-computer interface [J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2020, 2020:6968713.
- [69] AI-NUAIMI F A, AI-NUAIMI R J, AI-DHAHERI S S, et al. Mind drone chasing using EEG-based brain computer interface [C]. 2020 16th International Conference on Intelligent Environments (IE), Madrid, Spain, 2020:74-79.
- [70] SINGALA K V, TRIVEDI K R. Connection setup of openVIBE tool with EEG headset, parsing and processing of EEG signals [C]. 2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSPP). Melmaruvathur, India, IEEE, 2016: 0902-0906.
- [71] 冯琴昌. 基于 OpenBCI 与 OpenViBE 的脑机接口设计[J]. *中国医学物理学杂志*, 2020, 37(2):210-219.
- FENG Q CH. Design of brain-computer interface based on OpenBCI and OpenViBE [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2020, 37(2):210-219.
- [72] GUY V, SORIANI M H, BRUNO M, et al. Brain computer interface with P300-speller: usability for disabled patients with amyotrophic lateral sclerosis[J]. *Annals of Physical & Rehabilitation Medicine*, 2018, 61(1):5-11.
- [73] MATTHIAS E, ANDREA K. Wheelchair control in a virtual environment by healthy participants using a P300-BCI based on tactile stimulation: training effects and usability[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2020, 14:265-265.
- [74] EDUARDO Q, FERRAM S, GEMMA C, et al. Low-cost robotic guide based on a motor imagery brain-computer interface for arm assisted rehabilitation[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17(3):699.

- [75] GILLINI G, LILLO P D, ARRICHELLO F, et al. A dual-arm mobile robot system performing assistive tasks operated via P300-based brain computer interface [J]. *Industrial Robot*, 2020, DOI: 10.1108/IR-07-2020-0137.
- [76] XU M P, CHEN L, ZHANG L X, et al. A visual parallel-BCI speller based on the time-frequency coding strategy [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2014, 11 (2):026014.
- [77] ZHANG Y J, XIE J, XU G H, et al. FPGA implementation of visual noise optimized online steady-state motion visual evoked potential BCI system [C]. 2020 17th International Conference on Ubiquitous Robots (UR). Kyoto, Japan, IEEE, 2020: 403-408.
- [78] ZHANG L, LIU J, WU X, et al. Implement an asynchronous online SSVEP-based brain computer interface [C]. 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2017: 1-5.
- [79] TAMILARASI S, SUNDARARAJAN J. FPGA based seizure detection and control for brain computer interface [J]. *Cluster Computing*, 2019, 22(5):11841-11848.
- [80] LUIS C, MARCOS ROJAS C, DAVID J, et al. Real time identification of motor imagery actions on EEG signals [J]. *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones* 2020, 41(1):101-117.
- [81] FENG C W, HU T K, CHANG J C, et al. A reliable brain computer interface implemented on an FPGA for a mobile dialing system [C]. 2014 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS). IEEE,

2014: 654-657.

- [82] ARAVIND M, BABU SURESH S. Embedded implementation of brain computer interface using FPGA [C]. 2016 International Conference on Emerging Technological Trends (ICETT). Kollam, India, IEEE, 2016:1-5.
- [83] XU M P, HE F, JUNG T P, et al. Current challenges for the practical application of electroencephalography-based brain-computer interfaces [J]. *Engineering*, 2021, 7(12):1710-1712.

作者简介



谢士遥, 天津大学精密仪器与光电子工程学院在读研究生, 主要研究方向为微型化脑-机接口系统。

E-mail: xieshiyao@tju.edu.cn

Xie Shiyao is now a M. Sc. candidate in School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University. His main research interest includes micro-BCI.



许敏鹏(通信作者), 2015 于天津大学获得博士学位, 现为天津大学生物医学工程系副教授、博士生导师, 主要研究方向为神经工程学、脑-机接口、神经信号处理和神经调控。

E-mail: minpeng.xu@tju.edu.cn

Xu Minpeng (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2015. Now he is an associate professor, a Ph. D. supervisor in the Department of Biomedical Engineering, Tianjin University. His main research interests include neural engineering, brain-computer interface, neural signal processing and neuromodulation.