

基于 OpenBCI 与 OpenViBE 的脑机接口设计

冯琴昌

广东省医疗器械研究所, 广东 广州 510500

【摘要】以 OpenBCI 为脑电信号采集平台, OpenViBE 为脑电信号分析平台, 并以源自大脑感觉运动皮层的 μ 节律和 β 节律为基础, 采用共空间模式算法作为特征提取方法, 结合高斯核支持向量机, 研制用于机械臂控制的运动想象脑机接口, 并通过实验对信号特征提取方法以及分类算法的效果进行评估。初步实验结果表明, 采用共空间模式算法处理后的分类准确率高于表面拉普拉斯空间滤波器, 且支持向量机的分类性能优于线性判别分析。本系统的控制准确率达 95% 以上, 可实现机械臂的有效控制。未来的研究将探索如何通过自定义插件来提高 OpenViBE 的硬件控制功能。

【关键词】脑机接口; 脑电信号; OpenBCI; OpenViBE; 运动想像

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)02-0210-10

Design of brain-computer interface based on OpenBCI and OpenViBE

FENG Qinchang

Guangdong Institute of Medical Instruments, Guangzhou 510500, China

Abstract: A motor imagery brain-computer interface for the control of mechanical arms is designed based on the μ rhythm and β rhythm from the sensorimotor cortex of brain, with OpenBCI as electroencephalogram (EEG) signal acquisition platform, OpenViBE as EEG analysis platform, common spatial pattern algorithm for feature extraction, and Gaussian kernel support vector machine for feature classification. Moreover, the performances of signal feature extraction method and classification algorithm were evaluated by experiments. The preliminary experimental results reveal that the classification accuracy after the signal extraction with common spatial pattern algorithm is higher than that after the signal extraction with surface Laplacian spatial filter, and that the classification performance of support vector machine is superior to linear discriminant analysis. The designed system can realize the effective control of mechanical arms, with a control accuracy higher than 95%. Future studies will focus on improving the hardware control functions of OpenViBE by custom plug-in.

Keywords: brain-computer interface; electroencephalogram signal; OpenBCI; OpenViBE; motor imagery

前言

自 1924 年人类首次从头皮表面提取出脑电 (Electroencephalogram, EEG) 信号以来, 科学家们就开始致力于通过研究 EEG 信号来探索和揭示脑科学的奥秘。1973 年, Vidal 等^[1]首次提出脑机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 的概念, 认为 BCI 是实现神经和肌肉障碍患者与外界建立联系的一项应用技术。BCI 是一种不依赖于正常的外周神经与肌肉所组成的输出通路的通讯系统, BCI 能够为大脑提

供一种更为直接的信息交换与控制通路, 帮助大脑与外界环境或体外设备进行直接交互^[2-4]。BCI 技术的核心是采用合理有效的信号采集技术与信号处理算法将 EEG 信号转换成控制信号或命令, 从而实时、准确地识别或操作外部设备^[5]。

如图 1 所示, BCI 主要由信号采集、信号处理、交互控制与反馈等部分组成。其中, 信号采集系统的主要功能是提取 EEG 信号, 主要由电极、信号放大电路、模数转换器与信号传输等部分组成; 信号处理系统的主要功能是对 EEG 信号进行分析、分类和识别, 主要由信号预处理、特征提取与模式识别等部分组成; 交互控制系统的功能是将 EEG 信号转换为控制指令, 从而控制外部设备; 反馈系统则是将外部设备的运行情况反馈给使用者, 使其能够实时调整自身状态, 改变 EEG 信号^[6]。

【收稿日期】2019-11-12

【基金项目】广东省科技计划项目(2011B060500058); 广州市科技计划(产学研协同创新重大专项)(201604020144)

【作者简介】冯琴昌, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 医疗器械新技术新产品研发及临床应用, E-mail: fq8888@126.com

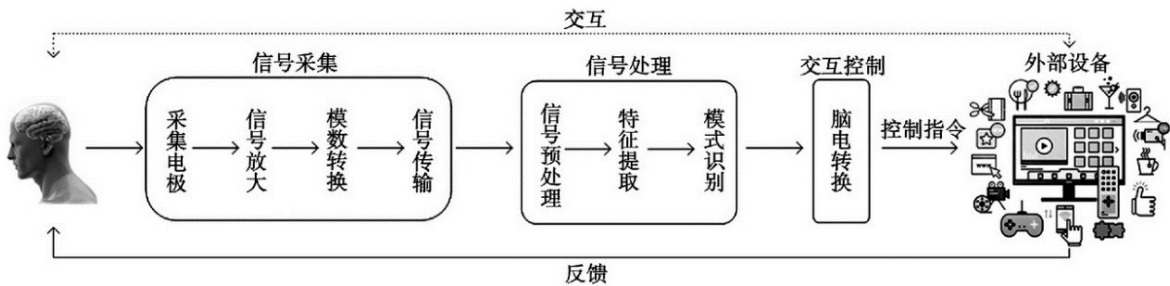


图1 BCI结构示意图
Fig.1 Structural diagram of brain-computer interface (BCI)

BCI是涉及认知科学、神经科学、计算机科学和生物医学工程等多门学科的一项交叉技术,其在工业、军事和医学领域的应用越来越得到广大科学家们的重视,已成为生物医学工程领域的研究热点之一^[7-9]。目前,主流的BCI系统主要包括基于P300电位和稳态视觉诱发电位的反应式BCI系统^[10]以及基于运动想象(Motor Imagery, MI)的主动式BCI系统^[11]。其中,MI BCI因无需外部刺激,且更能反映使用者自主意愿等特点而得到研究者们广泛关注。历经多年的发展,MI BCI不仅在字符拼写、计算机光标、机械臂、假肢和轮椅等设备的控制方面取得了令人瞩目的应用,还在临床康复治疗领域表现出了巨大的应用潜力。其中,训练型MI BCI系统已成为当前中风康复技术中患者主动唤醒能力最好的技术

之一^[12-14]。本研究分别以OpenBCI和OpenViBE作为硬件平台和软件框架,探索实现机械臂控制的训练型MI BCI设计方法,并通过实验对设计方案进行验证。

1 系统架构

1.1 系统组成

本研究所设计的MI BCI系统主要由生物信号采集平台OpenBCI、实时EEG信号处理平台OpenViBE、数学软件Matlab以及基于STM32微控制器的LeArm机械臂等部分组成(图2)。实时EEG信号处理平台OpenViBE主要包括信号采集服务器(Acquisition Server)、内核(Kernal)和设计器(Designer)这3个部分。

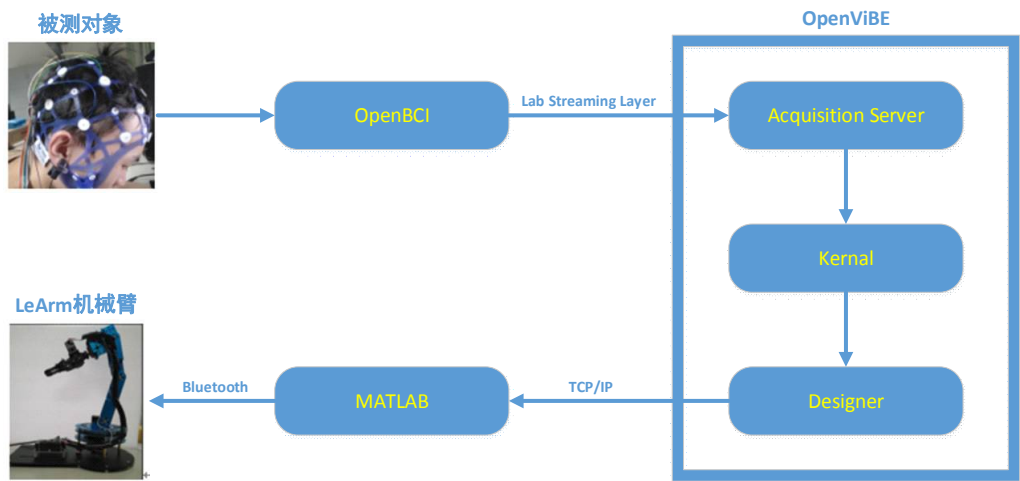


图2 MI BCI系统结构框图
Fig.2 Structural diagram of motor imagery (MI) BCI

生物信号采集平台OpenBCI负责通过安装在头皮处的表面电极采集EEG信号,并将其以Lab Streaming Layer协议封装后发送至OpenViBE Acquisition Server。OpenViBE Kernal主要完成对EEG信号的预处理和特征提取。处理所得EEG信号的特征向量由Designer以TCP/IP协议封装后通过无

线网络发送给数值计算平台Matlab。在Matlab中利用设计好的支持向量机分类器对特征向量进行分类识别,并将识别结果转换为命令码,通过蓝牙发送给STM32微控制器,以实现机械臂的控制。

1.2 基于OpenBCI的生物信号采集硬件平台

OpenBCI是可用于生理信号采集的低成本开源

硬件平台,用户可根据自身需要进行二次开发。该平台的模拟部分采用 Texas Instruments 公司生产的集成模拟前端 ADS1299。ADS1299 是一款内置电压基准、振荡器、6 档可调增益放大器和 24 位 Δ - Σ 模数转换器的低功耗集成模拟前端。其模数转换器支持同步采样,可同时对 8 个通道的输入信号进行模数转换,最高采样率可达 16 kHz,支持包括 EEG、心电和肌电信号在内的多种生理信号采集^[15-17]。

如图 3 所示,在本设计中,ADS1299 以 1 024 Hz 的采样率对模拟 EEG 信号进行采样,并将其转为数字信号后通过串行外设接口 (Serial Peripheral

Interface, SPI) 发送至 PIC32 微控制器,同时还接收由微控制器发来的命令,以修改增益、采样率和通道等设置。三轴加速度传感器 LIS3DH 可检测被测者的姿态和头部运动,并将检测数据通过 SPI 接口发送至 PIC32 微控制器。微控制器将收集到的数据一方面通过 SPI 接口发送至 SD 卡保存,另一方面通过通用异步收发器 (Universal Asynchronous Receiver Transmitter, UART) 将数据发送至支持 WiFi 数据传输的射频模块 ESP8266,并由 ESP8266 通过 WiFi 将数据发送至计算机以进行显示和分析。

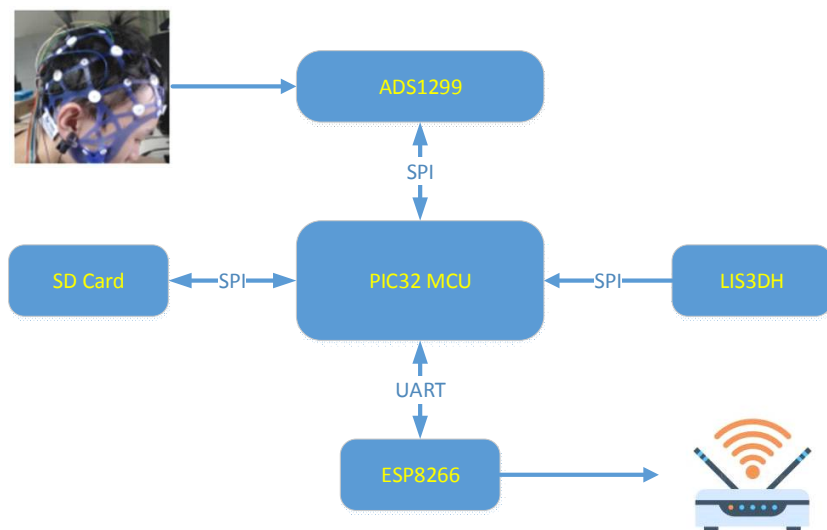


图3 OpenBCI 结构框图
Fig.3 Structural diagram of OpenBCI

1.3 基于 OpenViBE 的实时 EEG 信号处理软件平台

OpenViBE 是当前生物医学信号处理领域较为流行的跨平台 BCI 软件系统之一,目前常用于医学与神经科学领域。OpenViBE 软件平台主要是由 C++ 语言编写的软件模块组成,同时支持 Windows 和 Linux 操作系统,为用户提供了一个直观的图形化编程环境,且支持 MATLAB 和 Python 扩展^[18-19]。OpenViBE 架构如图 4 所示。

OpenViBE 的软件架构主要由工具层与应用层两个部分组成。工具层由内核、模块、插件、工具箱和方案的程序库组成,同时向用户提供了必要的应用程序接口;应用层则由平台内置或用户贡献的应用程序、模块和插件组成,可以通过工具层提供的各种应用程序接口调用工具层中的子程序^[20]。

本设计主要使用了 OpenViBE 应用层中的 Designer 和 Acquisition Server 应用程序。Acquisition Server 集成了针对不同信号采集设备的驱动模块,它

们的主要功能是将设备采集到的信号或信息按照特定格式或协议发送至 OpenViBE,使其能够与这些信号采集设备进行数据通讯;Designer 则是针对研究人员、神经生理学专家和外科医生而设计,是用于创建和执行特定方案的编辑工具。Designer 提供了良好的图形用户界面,用户无需太多编程经验即可以借助工具层提供的各种程序包,快速创建和测试各种 BCI 方案,并可实现从二维功率谱显示到三维 EEG 地形图绘制等各种难度各异可视化处理。

1.4 OpenViBE 与 OpenBCI 的连接

生物医学信号多属于时间序列,诸如 BCI 等生理信号采集系统往往采用连续不间断方式进行信号采集,以数据流形式实现数据传输。在实验过程中,研究员往往需要记录各种以时间序列形式呈现的数据,这时可能需要处理网络传输、时间同步、实时访问以及数据的集中收集、存储以及可视化等问题。如果由研究员来解决这些计算机科学领域的问题,必然会耗

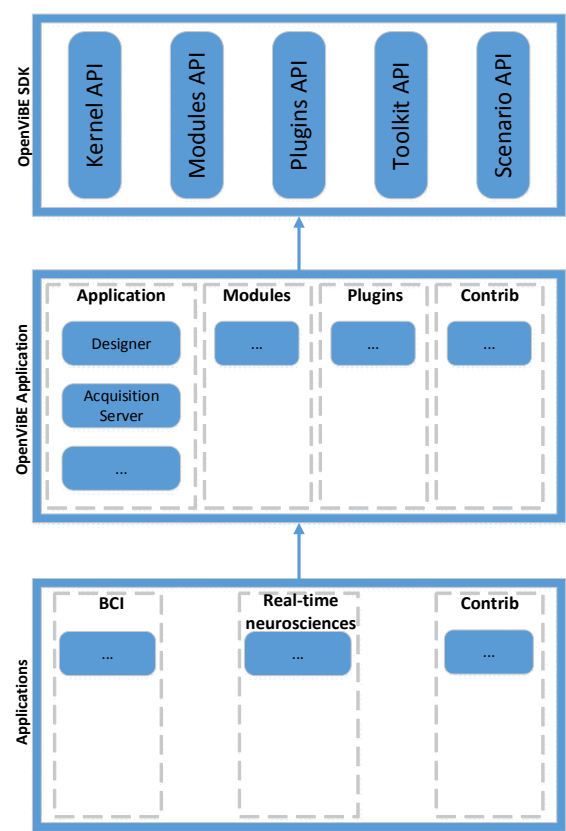


图 4 OpenViBE 软件架构示意图
Fig.4 OpenViBE software architecture diagram

费大量的时间,而且难以形成一个统一的标准。因此,本研究提出 Lab Streaming Layer 协议,为解决时间序列信号传输过程中出现的各种问题提供一个统一的软件框架。为了实现数据交换,OpenViBE 也专门提供了基于 Lab Streaming Layer 协议的驱动程序,进而实现 OpenViBE 与 OpenBCI 的连接。

Lab Streaming Layer 主要由内核 liblsl、相关应用程序接口与工具包组成,如图 5 所示。liblsl 是用 C++ 语言编写的跨平台库,是整个 Lab Streaming Layer 的核心。应用程序接口则主要由数据流出口(Stream Outlets)、数据流入口(Stream Inlets)、解析函数(Resolve Functions)与内置时钟(Built-in Clock)这 4 部分组成。其中,数据流出口用于在网络上构建待传输的时间序列数据流,数据流入口用于接收时间序列数据,解析函数的功能是按照特定的协议来解析数据流中的元数据,内置时钟则用于为数据加上时间戳,以保持同步。用户使用其他编程语言编写的各种应用程序可以通过应用程序接口访问内核。以内核 liblsl 与应用程序接口为基础,Lab Streaming Layer 还提供了一些用于实现数据记录、可视化、XDF 文件导入以及用于驱动不同信号采集平台的工具包。

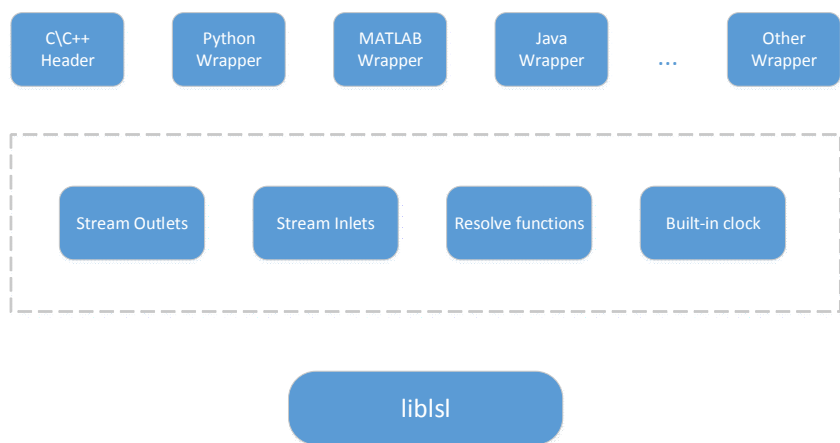


图 5 Lab Streaming Layer 软件架构示意图
Fig.5 Lab Streaming Layer software architecture diagram

2 实验方案设计

2.1 实验的生理基础

大脑根据功能可划分为运动区、感觉区、视觉区和听觉区这 4 个区域。大脑在活动时会在大脑皮层上产生不同的电位变化,反映至头皮表面即形成所谓的 EEG。有研究表明,与 MI 有关的是 EEG 信号中的 μ 节律(8~13 Hz)和 β 节律(18~26 Hz)。 μ 节律产生于大脑的感觉皮层,大脑在想象肢体运动时会对 μ 节律产生抑制作用,而且这种抑制效应遵循对称性

原则,即对运动肢体对侧的大脑皮层抑制效果比同侧大脑皮层更为明显; β 节律产生于大脑的运动皮层,常常与 μ 节律相伴产生。

在想象肢体运动时,大脑左右半球会出现事件相关电位,由此引起 EEG 信号中的 μ 节律和 β 节律的功率谱降低,这种现象被称为事件相关去同步(Event-Related Desynchronization, ERD)。在想象结束之后, μ 节律和 β 节律的功率谱则会升高,这种现象被称为事件相关同步(Event-Related Synchronization, ERS)。在想象躯体不同部位的运动时,从 EEG 信号

中观测到的 μ 节律和 β 节律的ERD与ERS现象在空间分布上存在差异,例如,想象左手运动时,右侧运动皮层脑区会出现显著的ERD现象,左侧皮层脑区则会出现显著的ERS现象,反之亦然^[5]。

本实验正是以 μ 节律和 β 节律的能量变化为基础,利用空间滤波器来提取能量变化的特征,从而实现MI的分类。

2.2 实验设计

本实验进行EEG信号采集时采用的是国际通用的10-20电极系统。由于OpenBCI支持8通道的信号输入,而左右手MI相关的EEG信号主要集中在电极 C_3 和 C_4 附近,因此在实验中选择了 F_3 、 F_4 、 T_3 、 C_3 、 C_2 、 C_4 、 T_4 和 P_z 这8个电极作为测量电极,而以两侧耳垂作为参考电极。电极分布如图6所示。

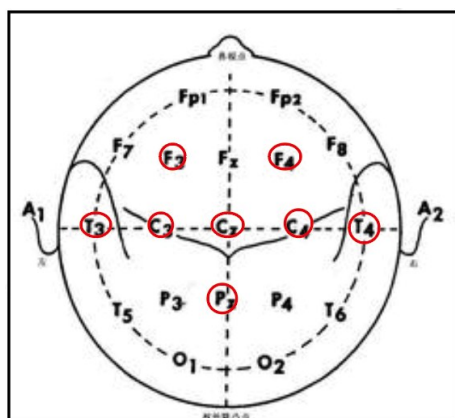


图6 电极分布示意图

Fig.6 Electrode distribution diagram

在设计分类器之前首先需要收集训练数据,构建数据集。为了采集MI的EEG信号,本实验采用OpenViBE的Graz Motor Imagery BCI Stimulator模块产生一系列左右箭头标签,并利用Graz visualization模块将其显示在屏幕上以诱导被测者想象左右手运动,如图7所示。Graz visualization模块在实验开始40 s后产生与EEG信号同步触发信号,并将其显示在屏幕上。其中,左右手触发信号各20组。

2.3 信号处理方法

2.3.1 信号预处理方法 从头皮表面提取的EEG信号中往往夹杂着各种高频噪声、工频干扰、基线漂移以及由眼电、心电和肌电等生理信号形成的伪迹。因此,在进行特征提取之前,首先要对EEG信号进行预处理,以提高其信噪比。本设计采用通频带为8~30 Hz的8阶巴特沃兹带通滤波器对原始EEG信号进行滤波处理,去除高频噪声、工频干扰与基线漂移,处理前后的EEG信号如图8所示。

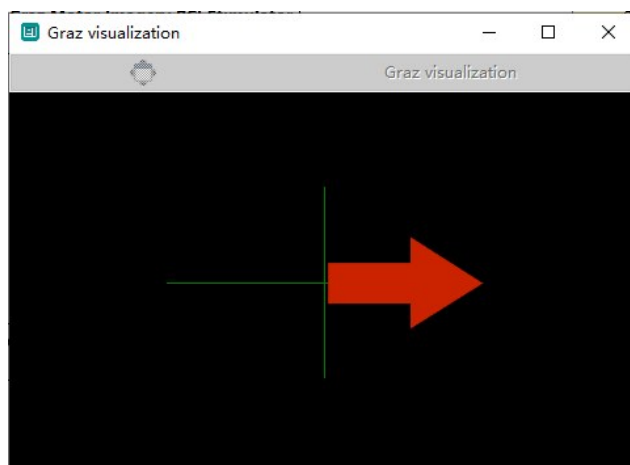


图7 MI触发信号

Fig.7 MI trigger signal

接着,本实验采用OpenViBE提供的Stimulation Based Epoching模块对EEG信号进行分段。MI触发信号已与EEG信号同步,而MI EEG信号相比于触发信号而言有一定的延迟。EEG信号分段时长过长会导致信息冗余,过短又会导致信息丢失。综合考虑,本设计在生成MI触发信号0.5 s后开始采集EEG信号,以时长为4 s的EEG信号作为一个分段,如图9所示。

2.3.2 特征提取 共空间模式(Common Spatial Pattern, CSP)算法是一种针对二分类任务的监督学习方法。由于每组样本数据的类别是已知的,CSP算法将会对各类训练数据的协方差矩阵同时作对角化处理,进而构建出空间滤波器。通过空间滤波器的测试数据能实现在能量上的协方差最大化,即与其中一类方差达到最大,而与另一类方差达到最小,从而使得到的特征向量增强两类数据之间的差别^[21]。

CSP算法是一种基于信源分解模型的空间滤波与特征提取算法。假设表示 $x \in R^{N \times T}$ 表示MI任务所诱发的一段EEG信号,其中 N 表示EEG信号中包含的通道数目, T 表示每个通道EEG信号的采样点数目。CSP算法利用与左右手运动相对应的MI EEG信号 X_L 和 X_R ,求出系数矩阵 W ,并利用 W 对两个训练集进行变换,得到各自的特征矩阵 Z_L 和 Z_R :

$$Z_L = W^T X_L \quad (1)$$

$$Z_R = W^T X_R \quad (2)$$

进而得出与左右手运动相对应的特征向量 f_L 和 f_R :

$$f_L = \frac{\text{var}(Z_L)}{\sum \text{var}(Z_L)} \quad (3)$$

$$f_R = \frac{\text{var}(Z_R)}{\sum \text{var}(Z_R)} \quad (4)$$

对于新采集的EEG信号 X_i ,可利用投影矩阵 W

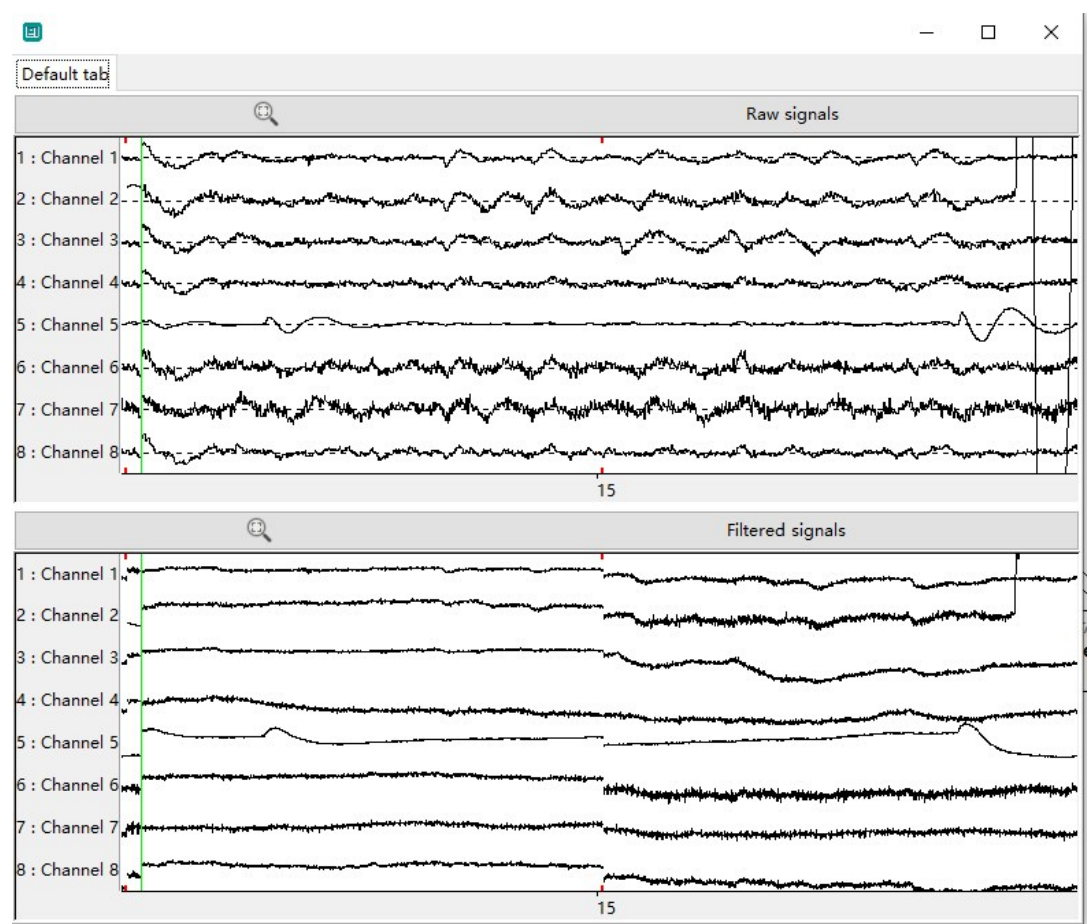


图8 原始EEG信号与滤波后的EEG信号
Fig.8 Original and filtered EEG signals

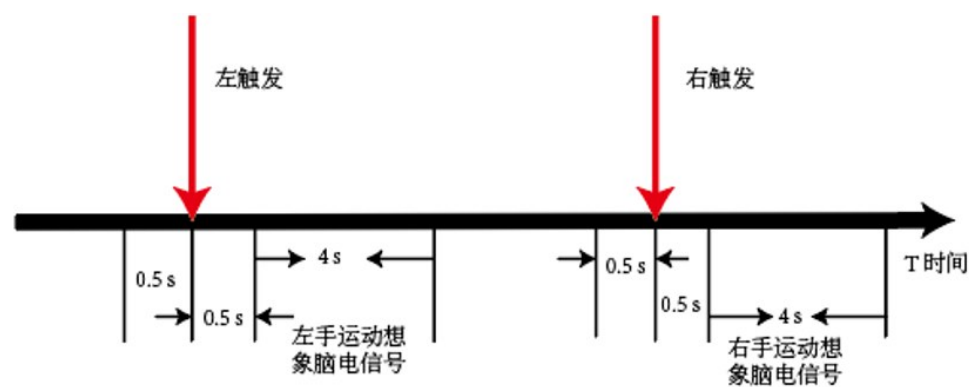


图9 MI EEG 信号分段示意图
Fig.9 Diagram of MI EEG signal segments

得出特征向量 f_i ,并与特征向量 f_L 和 f_R 进行比较之后确定其所属分类。

$$Z_i=W^T X_i \tag{5}$$

$$f_i = \frac{\text{var}(Z_i)}{\sum \text{var}(Z_i)} \tag{6}$$

本研究在 OpenViBE 中设计的 CSP 滤波器的训练框架如图 10 所示,其基本流程为:(1)利用 Generic stream reader 模块读取训练数据;(2)利用 Temporal filter 模块对原始数据作预处理,去除高频噪声及工

频干扰,提高信噪比;这里采用的是频带为 8~30 Hz 的 8 阶巴特沃兹带通滤波器;(3)利用 Identity 模块复制并输出滤波后的信号;(4)将数据分开后送入 CSP Spatial Filter Trainer 模块,计算出 CSP 滤波器系数矩阵,并将其写入后缀为 .cfg 的配置文件中。

2.3.3 模式分类 支持向量机是基于结构风险最小化原理建立数学模型,是在样本数量有限的情况下解决二分类问题的一种有效算法。与传统机器学习方法相比,该方法具有结构简单、适应性好、全局最优、

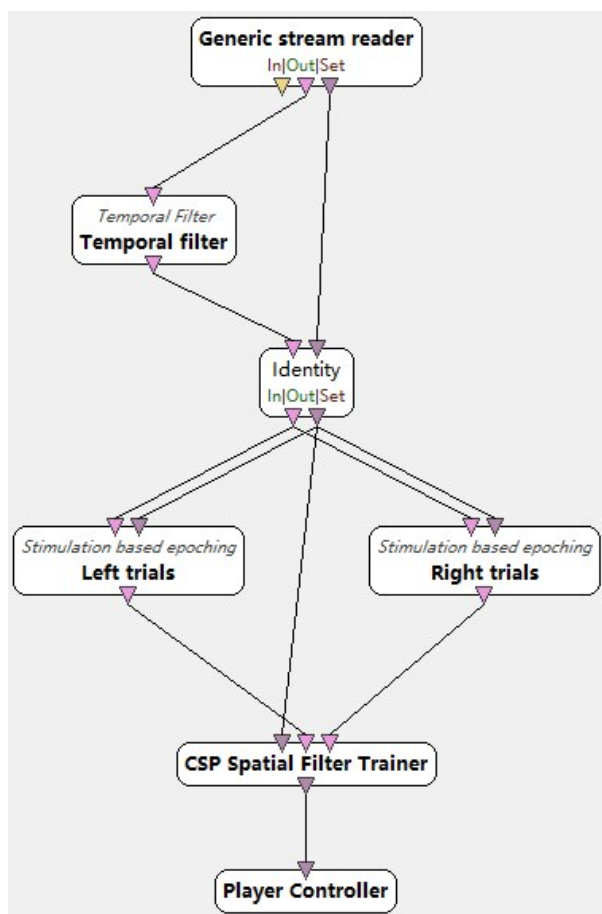


图10 CSP滤波器训练框架

Fig.10 Common spatial pattern (CSP) filter training architecture diagram

训练速度快且泛化能力强等诸多优势^[22]。

线性支持向量机的任务是寻找一个既能正确分开两类样本数据,又能与各类样本数据保持最大间隔的最优决策面:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (7)$$

该问题最终可转化为凸二次优化问题:

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (8)$$

$$s.t. \quad y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i=1, 2, \dots, N$$

利用拉格朗日乘子法可将式(8)转化为对偶问题。

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (9)$$

$$s.t. \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

其中, α_i 称为拉格朗日乘子, 应满足下列 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件:

$$\begin{cases} \alpha_i \geq 0 \\ y_i f(\mathbf{x}_i) - 1 \geq 0 \\ \alpha_i (y_i f(\mathbf{x}_i) - 1) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

可采用块算法、分解算法、增量算法、序列最小优化算法与多类分类算法等进行求解。

若原始样本空间不是线性可分的, 那么数据可以先映射至高维特征空间, 并使其在该特征空间内线性可分。如果原始样本空间维度有限, 且样本属性有限, 就一定存在一个使样本可分的高维特征空间。该特征空间内的最优分类界面可以表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b \quad (11)$$

对应的优化问题为:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j) \quad (12)$$

$$s.t. \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

求解后可得:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b \\ &= \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}) + b \\ &= \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $\kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 被称为核函数。常用核函数有线性核、多项式核、高斯核、拉普拉斯核与 Sigmoid 核等。

3 实验结果与讨论

本实验选取年龄为 20~40 岁的 10 位测试者, 实验分为训练与测试两个阶段。在训练时, 要求每位测试者做左右手 MI 任务各 20 次, 以 0.062 5 s 为步长对 OpenBCI 采集到的 EEG 数据进行分段。每个数据分段与对应的刺激标签构成一个样本, 最终共获得 1 980 组样本数据。接着, 按照 7:3 的比例将样本数据划分为训练集与验证集。

本实验采用 OpenViBE 设计的 MI BCI 训练框架如图 11 所示。(1) 利用 Generic stream reader 读取样本数据。(2) 利用 Temporal filter 模块对原始 EEG 信号作预处理。(3) 利用训练好的 CSP Spatial Filter 模块对 EEG 信号作空间滤波, 并提取与左右手 MI 特征相对应的信号。(4) 对 EEG 信号作分段处理, 首先, 采用 Stimulation based epoching 模块刺激信号出现 0.5 s 后的 EEG 信号, 以 4 s 为间隔分段; 然后, 利用 Time based epoching 模块将所得分段再分为间隔 0.062 5 s, 持续时间为 1 s 的块。(5) 对所得数据块作下列处理: 对每个数据取平方, 得到能量信号; 对能量信号做移动平均; 作对数运算和归一化处理。(6) 利用 Feature aggregator 模块将信号块整合为特征向量。(7) 将特征向量送入 Classifier trainer 模块进行训练。(8) 将特征向量写入 CSV 模块以便进一步分析。

在测试阶段需要实时采集被测者的 EEG 信号进行在线分析。为了便于检查在线测试的准确性, 在实验中事先设定 20 次 MI 任务, 并给出特定刺激信

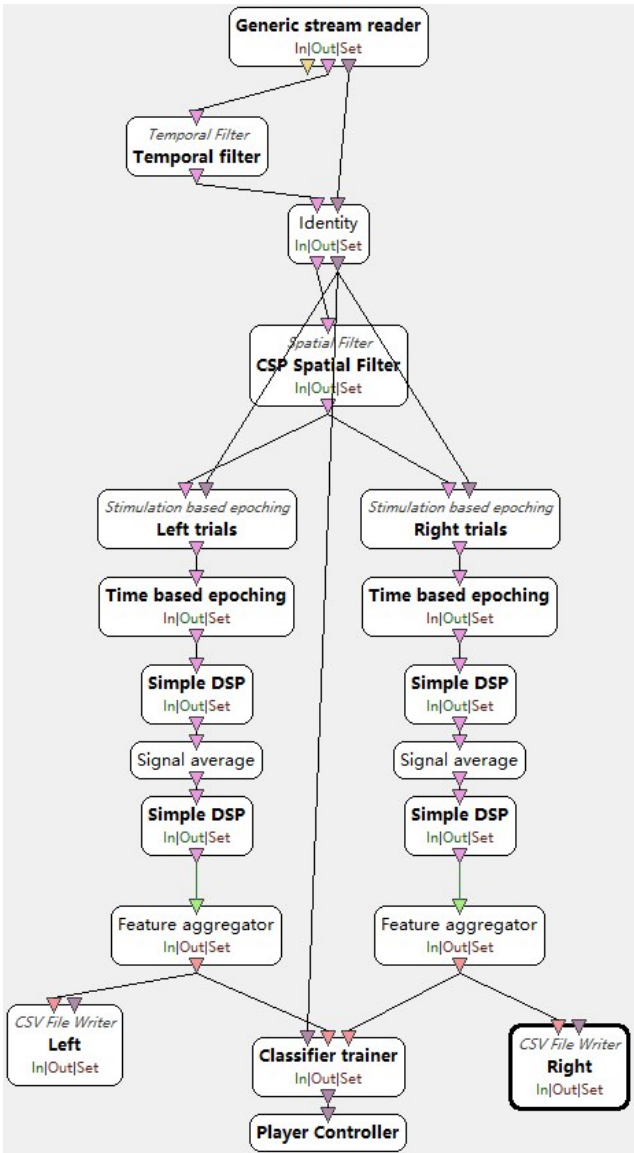


图 11 MI BCI 训练框架

Fig.11 MI BCI training architecture diagram

号,在刺激信号出现 1 s 后采用 K 近邻算法投票判断,最终取得 1 980 组样本数据。利用 OpenViBE 设计的测试框架如图 12 所示,其中各模块功能与图 11 相同。

在测试过程分别采用表面拉普拉斯滤波器与 CSP 滤波器对 EEG 信号进行处理,并对最终分类结果进行了对比,结果如表 1 所示。采用 CSP 空间滤波器处理后的 EEG 信号分类准确率优于表面拉普拉斯空间滤波器处理后的分类准确率,其原因在于 OpenBCI 仅支持 8 通道 EEG 信号采集,从而限制了表面拉普拉斯空间滤波器的性能,另一方面,在 EEG 采集电极数量有限的情况下,采用 CSP 空间滤波器对 EEG 信号进行处理更为合适。另外,在测试过程中分别采用了线性判别分析与高斯核支持向量机来对 MI EEG 信号进行分类。由表 2 可知,高斯核支持向量机分类器性能优于线性判别分析。

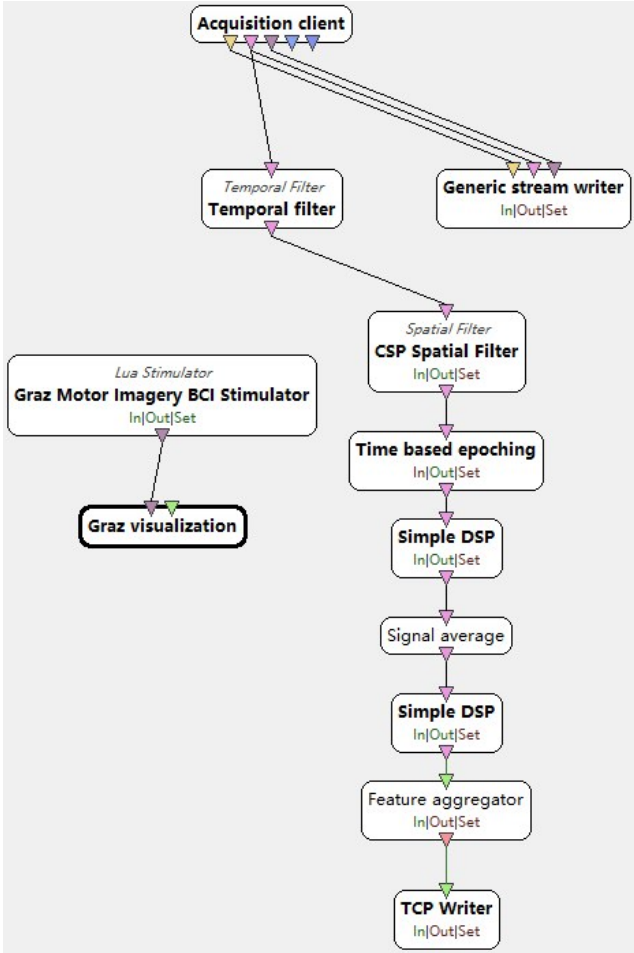


图 12 MI BCI 测试框架

Fig.12 MI BCI test architecture diagram

表 1 CSP 与表面拉普拉斯空间滤波器进行信号处理后的分类准确率(%)

Tab.1 Classification accuracies after signal processing with CSP versus surface Laplacian spatial filter (%)

测试对象序号	CSP 空间滤波器	表面拉普拉斯空间滤波器
1	97.4	89.7
2	98.6	87.3
3	97.5	79.6
4	98.3	85.9
平均准确率	97.950	85.625

表 2 线性判别分析与支持向量机分类准确率(%)

Tab.2 Classification accuracies of Gaussian kernel support vector machine versus linear discriminant analysis (%)

测试对象序号	高斯核支持向量机	线性判别分析
1	97.4	79.7
2	98.6	63.3
3	97.5	79.6
4	98.3	79.9
平均准确率	97.950	75.625

由于不同核函数会使得支持向量机的性能产生一定的变化,在测试过程中选用了线性核、二次及三次多项式核以及高斯核进行对比,相应的接受者操作特性曲线如图13所示。图13中第一排由左至右依次为基于线性核、二次多项式核与三次多项式核

的支持向量机所得的接受者操作特性曲线;第二排均为高斯核支持向量机所得接受者操作特性曲线,核尺度由左至右依次为0.71、2.80和11.00。显而易见,当核尺度为0.71时,高斯核支持向量机取得的分类效果最好。

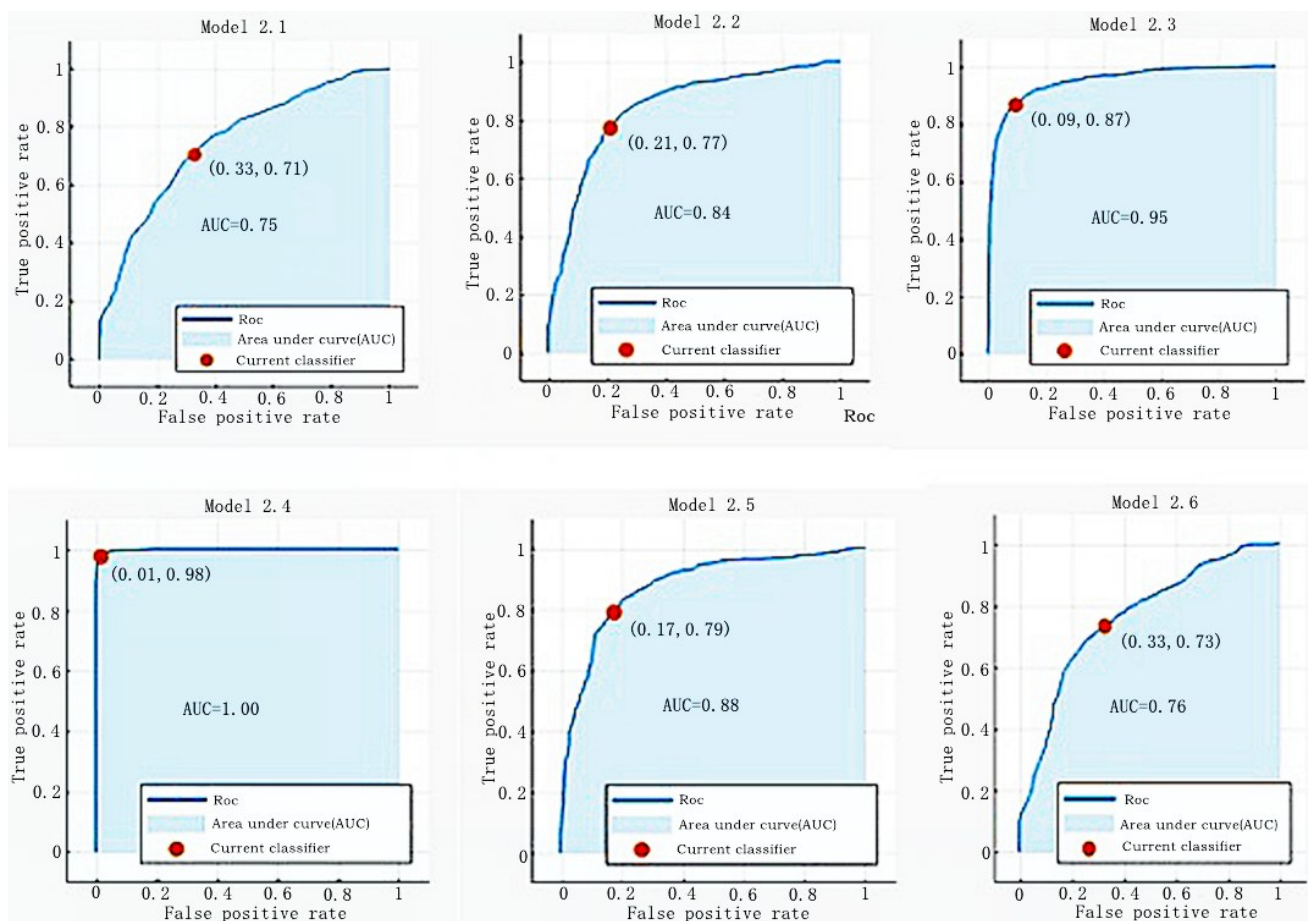


图13 由具有不同核函数的支持向量机所得到的ROC曲线

Fig.13 Receiver operating characteristic curves obtained by support vector machine with different kernel functions

4 结论

开源硬件平台为BCI研究提供了便利。本研究以OpenBCI为EEG信号采集平台,以OpenViBE为EEG信号分析平台,搭建了基于CSP滤波器与支持向量机的MI BCI系统。结果显示该系统的控制准确率达95%以上,验证了该系统的可行性。然而,在实验过程中也发现OpenViBE平台的硬件控制功能不强,因此,下一步将针对OpenViBE的扩展功能入手,探索如何通过自定义插件来增强OpenViBE的硬件控制功能。

【参考文献】

- [1] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication[J]. Annu Rev Biophys Bioeng, 1973, 2(1): 157-180. DOI: 10.1146/annurev.
- [2] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, HEETDERKS W J, et al. Brain-computer interfaces technology: a review of the first international meeting[J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000, 8(2): 164-173.
- [3] 官金安,林家瑞. 脑-机接口技术进展与挑战[J]. 中国医疗器械杂志, 2004, 28(3): 157-161.
- [4] 杨坤德,田梦君,张海南,等. 脑-计算机接口技术的研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2004, 21(6): 1024-1027.
- [5] 李颖洁. 脑电信号分析方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [6] 任岩,安涛,领荣. 脑机接口技术教育应用: 现状、趋势与挑战[J]. 现代远程教育, 2019, 182(2): 71-78.

- REN Y, AN T, LING T. Brain-computer interface technology education application: status, trends and challenges [J]. *Modern Distance Education*, 2019, 182(2): 71-78.
- [7] RON-ANGEVIN R, VELASCO-ÁLAREZ F, FERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ A, et al. Brain-computer interface application: auditory serial interface to control a two-class motor-imagery-based wheelchair[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2017, 14: 49.
- [8] WANG F, HE Y, PAN J, et al. A novel audiovisual brain-computer interface and its application in awareness detection[J]. *Sci Rep*, 2015, 5: 9962.
- [9] TURCONI A C, ANDREONI G, GAGLIARDI C. Cognitive ability assessment by brain-computer interface II: application of a BCI-based assessment method for cognitive abilities[J]. *Brain Comput Interface*, 2014, 1(3-4): 170-180.
- [10] ZHANG L, GUO X, WU X, et al. Design and implementation of a BCI system based on steady-state visual evoked potentials[C]. 2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. Chengdu, 2010. DOI: 10.1109/ICBBE.2010.5516395.
- [11] JIANG J, ZHOU Z, YIN E, et al. A novel Morse code-inspired method for multiclass motor imagery brain-computer interface (BCI) design [J]. *Comput Biol Med*, 2015, 66: 11-19.
- [12] 琚芬, 赵晨光, 袁华, 等. 脑机接口在康复医学中的应用进展[J]. *中国康复*, 2017, 32(6): 508-511.
- JU F, ZHAO C G, YUAN H, et al. Application progress of brain computer interface in rehabilitation medicine[J]. *Chinese Journal of Rehabilitation*, 2017, 32(6): 508-511.
- [13] ANQ K K, GUAN C, CHUA K S, et al. Clinical study of neurorehabilitation in stroke using EEG-based motor imagery brain-computer interface with robotic feedback [C]. 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology. Buenos Aires, 2010: 5549-5552.
- [14] ANG K K, GUAN C, CHUA K S, et al. A large clinical study on the ability of stroke patients to use an EEG-based motor imagery brain-computer interface[J]. *Clin EEG Neurosci*, 2011, 42(4): 253-258.
- [15] SURYOTRISONGKO H, SAMOPA F. Evaluating OpenBCI spiderclaw V1 headwear's electrodes placements for brain-computer interface (BCI) motor imagery application [J]. *Procedia Comput Sci*, 2015, 72: 398-405.
- [16] NGUYEN T C, HUYNH T Q, VO T T, et al. An EEG front-end system using ADS1299[C]. *International Conference on the Development of Biomedical Engineering in Vietnam*, 2018.
- [17] PRIRES M B, MENDES J J, STEVAN S L. Development of an 8 channel sEMG wireless device based on ADS1299 with virtual instrumentation[J]. *Electrical Eng Syst Sci*, 2018, arXiv: 1808.03711.
- [18] RENARD Y, LOTTE F, GIBERT G, et al. OpenViBE: an open-source software platform to design, test and use brain-computer interfaces in real and virtual environments[J]. *Presence-Teleop Virt*, 2010, DOI: 10.1162/pres.19.1.35.
- [19] 夏哈雷, 夏斌, 杨文璐. 基于OpenViBE的运动想象脑-机接口研究 [C]. 全国第21届计算机技术与应用(CACIS)学术会议, 2010: 411-416.
- XIA H L, XIA B, YANG W L. Design of online motor imagery brain-computer interface based on OpenViBE[C]. *National 21st Conference on Computer Technology and Application (CACIS)*. 2010: 411-416.
- [20] 王超. 基于OpenViBE的高性能运动想象在线脑-机接口系统研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- WANG C. Study on high-performance online motor-imagery brain-computer interface systems with OpenViBE[D]. *Guangzhou: South China University of Technology*, 2016.
- [21] 李文灿. 基于共空间模式的运动想象脑电信号处理[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
- LI W C. Motro imagery EEG processing based on common spatial pattern[D]. *Xi'an: Xidian University*, 2017.
- [22] 林香亮, 袁瑞, 孙玉秋, 等. 支持向量机的基本理论和研究进展[J]. *长江大学学报(自科版)*, 2018, 15(17): 48-53.
- LIN C L, YUAN R, SUN Y Q, et al. Basic theory and research progress on support vector machine [J]. *Journal of Yangtze University (Nature Science Edition)*, 2018, 15(17): 48-53.

(编辑:谭斯允)