

可穿戴式干电极脑机接口系统设计

仲文远¹, 李大海², 张进华¹, 王保增¹, 洪军¹

(1. 西安交通大学现代设计与转子轴承系统教育部重点实验室, 710049, 西安;

2. 西安航天动力试验技术研究所, 710100, 西安)

摘要: 针对现有脑电设备便携性差的问题,提出了一种基于嵌入式的可穿戴干电极脑机接口(BCI)系统。该系统首先通过干电极配合24位模数转换芯片采集脑电信号,然后使用FIR数字滤波的方法进行3~35 Hz带通滤波,最后通过嵌入式处理器进行脑电识别。在识别算法方面,首先对脑电信号进行截断处理,去除视觉刺激延迟以及FIR滤波造成的群延迟;然后采用皮尔逊相关系数法进行在线脑电识别,并分析刺激时长对正确率和信息传输率的影响。实验结果表明:该系统采集信号的平均信噪比为74.86 dB,50 Hz处共模抑制比为-132.57 dB,所用的相关系数法平均识别时间为0.13 s,四目标在线稳态视觉诱发电位实验的平均正确率为69.54%。与使用标准典型相关分析(CCA)算法的便携式BCI系统相比,该系统的平均识别时间缩短0.27 s,平均正确率提高了10%,可为干电极脑机接口系统应用提供思路。

关键词: 嵌入式系统;可穿戴设备;脑机接口;稳态视觉诱发电位;皮尔逊相关系数

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202006009 **文章编号:** 0253-987X(2020)06-0066-09



OSID 码

Design of Wearable Brain-Computer Interface System Based on Dry Electrode

ZHONG Wen Yuan¹, LI Dai Hai², ZHANG Jin Hua¹, WANG Bao Zeng¹, Hong Jun¹

(1. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Xi'an Aerospace Propulsion Test Technology Institute, Xi'an 710100, China)

Abstract: An embedded wearable dry electrode brain-computer interface system is proposed to solve the problem of low portability of existing electroencephalogram (EEG) devices. The system first collects EEG signals through dry electrodes with a 24-bit analog-to-digital conversion chip and then uses an FIR digital filtering to perform 3 to 35 Hz bandpass filtering. At last, an embedded processor is used for EEG recognition. In terms of the recognition algorithm, EEG signals are truncated to eliminate the fixed delay of visual stimulation and the group delay caused by the FIR filtering; then the Pearson correlation coefficient method is used for online recognition, and the effects of stimulation duration on the correct rate and information transmission rate are analyzed. Experimental results show that the average signal-to-noise ratio of the collected signals in this system is 74.86 dB, and the common mode rejection ratio at 50 Hz is -132.57 dB. The average recognition time of the correlation coefficient method is 0.13 s, and the average accuracy of the online four-target steady-state visual evoked potential experiments is

收稿日期: 2019-12-13。 作者简介: 仲文远(1994—),男,硕士生;张进华(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: “十三五”装备预研领域基金资助项目(61400030701)。

网络出版时间: 2020-03-09

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200309.2231.006.html>

69.54%。Compared with the portable BCI system using the standard CCA algorithm, the average recognition time is shortened by 0.27 s, and the average accuracy increases by 10%。These results show that the proposed system provides new ideas for applications of the dry electrodes BCI system.

Keywords: embedded system; wearable device; brain-computer interface; steady state visual evoked potential; Pearson correlation coefficient

脑机接口技术(BCI)是一种利用各式电极采集大脑活动产生的生物电信号,并利用时域或频域分析算法实现对运动^[1]、视觉^[2]等信息进行解码的人机交互技术。根据采集信号的方法不同,BCI系统可分为有创BCI和无创BCI。有创BCI直接从大脑皮层采集脑电信号,使用电极记录大脑皮层表面电位信号的皮层脑电图(ECOG),以及记录大脑皮层内细胞放电信号的局部场电位(LFP)。Anuman-chipalli等人使用深度学习方法对语音相关的ECOG进行解码,实现了通过大脑信号直接合成语音^[3];Tomislav等人设计的基于LFP的BCI系统^[4],能够长期且稳定地帮助瘫痪患者通过短信或电子邮件进行日常沟通。

有创BCI信噪比和分辨率较高,在脑科学研究以及医疗方面应用广泛,但植入电极会对大脑造成创伤,难以在健康人群中推广使用。因此,以从头皮记录信号的脑电图(EEG)为代表的无创BCI技术得到了快速发展。无创BCI系统根据范式可分为3类:①基于事件相关电位的BCI系统,如徐光华等人设计的脑控轮椅^[5]以及陈小刚等人设计的脑控打字系统^[6];②基于感觉运动节律的BCI系统,如Kais Belwafi等人设计的基于FPGA的在线运动想象BCI系统^[7];③Chai等人设计的基于人工神经网络的混合BCI^[8],可以完成多种任务的识别。由上述文献可知,BCI系统的应用场景日益丰富,对无创BCI系统的便携性提出了更高的要求。

根据采集处理设备不同,目前的无创脑电设备大致可以分为3类。第一类是高精度实验室用脑电设备,如Neuroscan、Brain Products等公司的采集设备,一般只带有基本的数据采集和硬件滤波,需要通过有线或者无线的方式将处理后的EEG信号发送至上位机进行软件滤波、特征提取和分析^[9],国内外研究小组使用此类设备配合上位机进行了脑控轮椅以及脑控打字等实验。第二类是脑电帽与采集电路一体的便携式脑电设备,如Emotive公司的epoc脑电设备,内置简单预处理算法,国内外研究小组使用此类设备配合上位机进行了表情驱动

EEG识别^[10]等实验。以上两类设备的采集、处理过程相对独立,需要同时使用采集设备和上位机,因此便携性较差。针对上述问题,近年来许多研究小组设计了第三类脑电设备,通过将脑电算法融入嵌入式系统,进行了嵌入式脑电设备的研究。Lin等人设计了驾驶员睡意实时检测无线脑机接口,通过训练线性回归模型进行分类,在线测试中正确率为74.6%^[11],但依赖上位机进行训练;Shyu等人提出的基于相位编码的BCI多媒体控制系统,四目标在线平均识别率为89.29%,不需要提前进行训练^[12],但使用12位模数转换器,采集精度低无法适应多种脑电范式;Kim等人设计的低成本可穿戴式脑机接口系统,稳态视觉诱发电位(SSVEP)实验中使用标准CCA算法的在线识别率为58.67%,识别时间为0.4 s^[13];文献[8]中混合脑机接口可以完成多种任务的识别,但该系统脑电通道少,需要对人工神经网络进行训练;文献[7]中的BCI系统,将在线运动想象实验中的滤波时间缩短到0.4 s,但使用湿电极不便于穿戴且无法长时间采集。上述设备中存在需要提前训练,采集精度低以及湿电极不便于穿戴等问题。

针对上述问题,本文通过干电极采集EEG提高设备的可穿戴性;使用高集成度的模数转换芯片设计采集电路并通过设计预处理和滤波算法提高信号的信噪比,实现高精度EEG采集;针对干电极采集的EEG信号使用频域分析法以及相关系数法进行识别效果对比,找到合适的处理算法,将优化后的脑电算法写入嵌入式处理器并对系统性能进行测试,最终实现了在SSVEP范式下对EEG的在线采集和识别。

1 可穿戴脑机接口系统硬件设计

本文所设计的脑机接口系统由视觉刺激装置、信号采集处理模块、蓝牙模块以及外部设备构成,模块之间的关系如图1所示。

实现系统功能的具体过程如下:

(1)使用显示器进行视觉刺激,并通过脑电帽上的干电极同步采集EEG;

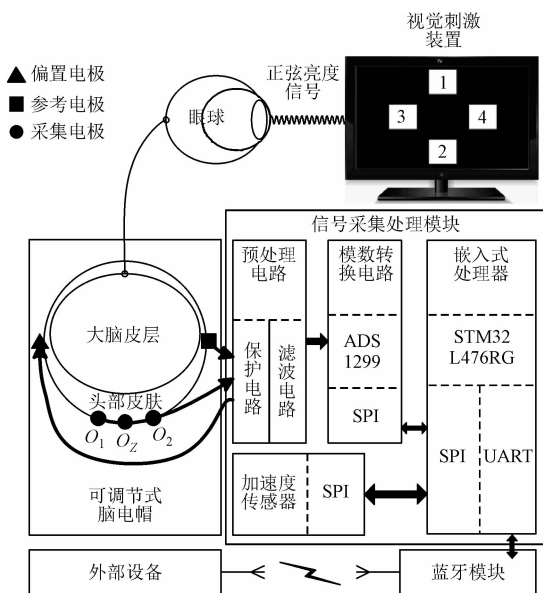


图1 可穿戴脑机接口系统

(2)实时采集的 EEG 经过预处理和模数转换电路后得到预处理后的 EEG;

(3)利用嵌入式处理器中的脑电算法处理 EEG, 识别出 SSVEP 刺激频率;

(4)将识别结果通过蓝牙模块传输至上位机或外部设备。

信号采集处理模块负责将模拟信号转化为数字信号,并对 EEG 进行在线处理,模块结构如图2所示,由预处理电路1、模数转换电路2、加速度模块3、供电电路4以及嵌入式处理器5组成。

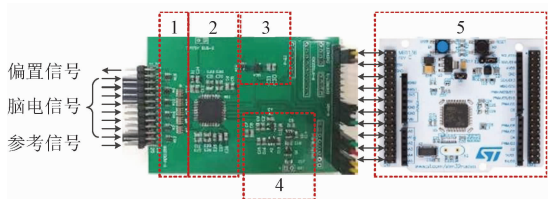


图2 信号采集处理模块结构

信号采集处理模块具体工作方式如下:模块收到开始采集命令后进行 EEG 采集,信号依次经过预处理电路1、模数转换电路2,进入嵌入式处理器5,得到抗混叠滤波后的 EEG。每次实验截取 4 s 数据,然后使用嵌入式处理器中的脑电算法对数据进行处理,将得到的结果转化为控制指令通过蓝牙模块无线传输至外部设备,实现对外部设备的直接控制,对于支持蓝牙通信的外部设备不需要额外的转接线即可与本系统相结合进行控制。

为了实现可穿戴的系统目标,在硬件设计时需要考虑元件的性能、体积、能耗等方面。预处理电路

由保护电路和抗混叠滤波电路组成。保护电路由四通道静电防护器件组成,防止静电进入电路损坏元件。信号进入模数转换芯片前需要进行抗混叠滤波,为缩小电路体积采用排容和排阻构成 RC 抗混叠滤波电路。抗混叠滤波电路的截止频率为

$$f_c = \frac{1}{2\pi RC} \quad (1)$$

式中: f_c 为截止频率; R 为电阻,取 2.2 k Ω ; C 为电容,取 1 μ F。

系统采样率 F_s 为 250 Hz,根据式(1)可得 $f_c = 72.4 \text{ Hz} < 0.5 F_s$,满足抗混叠滤波的要求。

针对高精度采集的需求,采用 8 通道低噪声 24 位模数转换芯片 ADS1299 实现模数转换。芯片参考电压 $V_{REF} = 4.5 \text{ V}$,内置增益 $G = 24 \text{ dB}$,电压分辨率 V_{LSB} 可由下式计算^[14]

$$V_{LSB} = \frac{2V_{REF}/G}{2^{24}} = \frac{2 \times 4.5/24}{2^{24}} = 0.022 (\mu\text{V}) \quad (2)$$

EEG 幅值为 μV 级,因此该芯片电压分辨率 V_{LSB} 满足脑电采集的需要,不需要额外的放大电路。

为了保证系统的便携性,采用 4 节 7 号电池供电,并经过电压转换芯片得到 3.3 V 电压为所有芯片供电,通过 $\pm 2.5 \text{ V}$ 电压为模数转换电路供电。

针对系统对便携性的要求,选择 ARM 低功耗微控制器,针对脑电识别算法对内存以及运算能力的需求,使用拥有完整 DSP 指令集的 STM32L4 系列微控制器作为处理芯片,以提高脑电数据的处理效率,而其丰富的接口资源方便了系统的开发。

为实现无线数据传输,采用 HC-08 蓝牙模块进行指令和数据的收发。模块的从机工作电流不超过 10 mA,主机工作电流 20 mA 左右,本系统作为从机与外部设备相连,以保证设备的续航能力。

2 可穿戴脑机接口系统软件设计

2.1 嵌入式系统识别算法流程

脑电状态识别算法需要对 EEG 数据依次进行预处理、滤波和状态识别。程序开发环境为 Keil μ Vision5(MDK 5),其中数字信号处理部分使用 ARM 官方 CMSIS-DSP 库。算法流程如图3所示,可分为离线识别和在线识别两类,通过离线识别算法对算法效果进行对比,通过在线识别算法测试系统性能。

2.2 脑电信号数字滤波方法

虽然硬件电路已经对脑电信号进行了初步处理,但由于信号中噪声信号远大于脑电信号^[15],硬

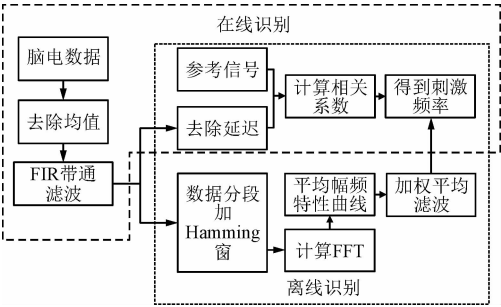


图 3 脑电状态识别算法流程图

件电路无法完全消除噪声,还需要进行数字滤波。为提高 EEG 质量,在使用滤波算法前进行去均值处理,然后对数据进行线性拟合去除线性趋势。数字滤波器主要分为 IIR 和 FIR 两类,FIR 滤波器拥有平稳的通频带和线性相位^[16],由于使用滤波算法会产生群延迟,而 SSVEP 范式中的皮尔逊相关系数法需要 EEG 和模板信号保持严格的相位关系,因此设计基于 Hamming 窗的 64 阶 FIR 带通滤波器对 EEG 进行 3~35 Hz 滤波。64 阶 FIR 滤波的群延迟为 32 个数据点^[17],因此需要去除滤波后的前 32 个数据点以消除群延迟,保证滤波结果的准确性。

2.3 SSVEP 范式脑电算法的优化和移植

自发型脑电范式需要较长的训练时间^[18],而诱发型脑电范式则不需要提前训练,因此本文选择诱发型脑电中的 SSVEP 实验进行系统性能验证。

SSVEP 实验中常用的识别方法主要有两类:利用傅里叶变换等时频变换进行谱分析的方法^[19-20]以及通过计算 EEG 和模板信号之间的相关系数识别刺激频率的方法^[21-22]。

由于嵌入式系统内存较小且运算速率较低,本文选择了对系统资源消耗较少的加窗叠加平均频域分析法和皮尔逊相关系数法进行嵌入式移植。接下来对这两种方法的识别过程、内存占用大小、识别时间以及识别率进行分析。

2.3.1 加窗叠加平均频域分析法 加窗叠加平均频域分析法是一种通过对信号进行加窗分段做快速傅里叶变换,并对频域信息进行叠加平均得到幅频谱的方法,对于非平稳随机信号(如 EEG)来说可以减少噪声对信号的干扰,更好地反映信号在一段时间内的幅频特性。本文计算将 FFT 的数据点数 N_{PT} 设置为 512,每次读取时间 t_s 为 4 s,采样率 F_s 为 250 Hz,数据长度 $N = F_s t_s = 1\,000$,频率分辨率 $= F_s / N_{PT} = 0.488\text{ Hz}$ 。当刺激频率为 10 Hz 时,加窗叠加平均频域分析法识别过程如图 4 所示,主要有以下 4 个流程。

- (1)将脑电数据分成重叠率 50% 的数据段,每段大小为 500 点,得到 3 段数据。
- (2)为减少数据截断造成的频谱能量泄漏,对分段后每一段数据加 Hamming 窗,公式为

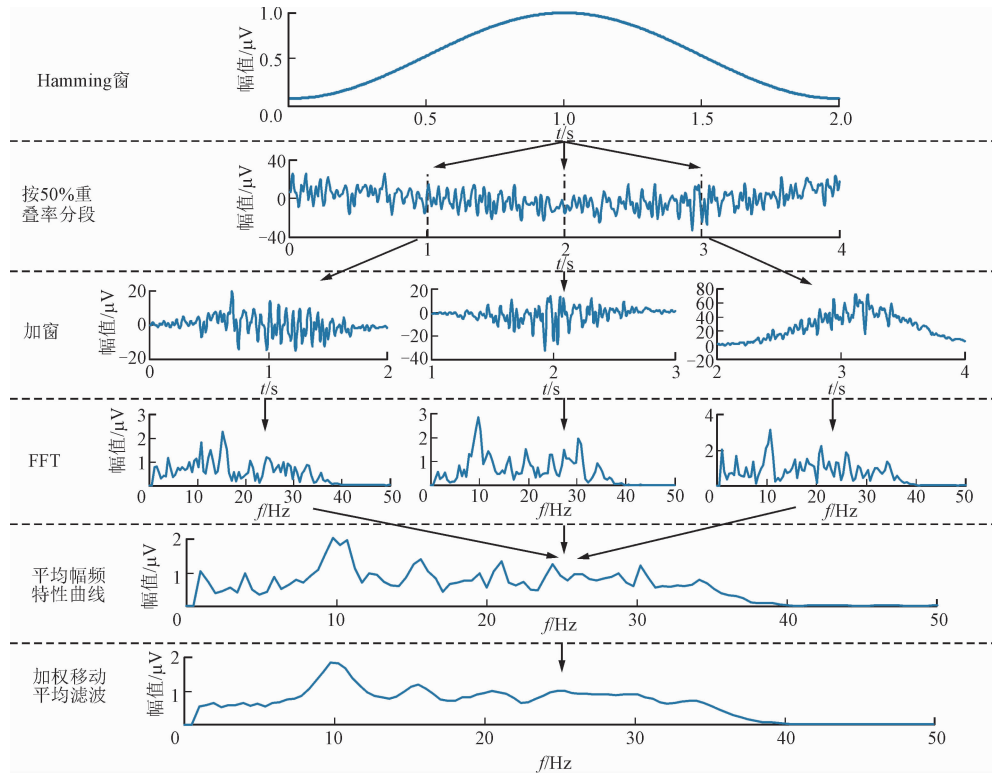


图 4 加窗叠加平均频域分析法识别流程

$\omega(n) = 0.54 - 0.46\cos[2\pi n/(M-1)]$ (3)
式中: $\omega(n)$ 为窗函数; n 为时间变量, $1\leq n\leq 1\,000$;
 M 为窗函数的点数,取 500。

(3)对加窗后的各段数据分别做 FFT 变换,计算每一段的幅值谱,然后取平均得到平均幅值谱。

(4)利用加权移动平均滤波法得到较光滑的幅值谱,幅值最大点所对应频率即为此次的识别结果。

2.3.2 皮尔逊相关系数法 系统采用信噪比较低的干电极采集,此时频域识别方法正确率低^[23],因此考虑基于时域特征的识别方法。皮尔逊相关系数法的计算较为简单,适合嵌入式移植,但需要保证信号之间严格的相位关系,由于从视觉刺激开始到大脑产生响应存在一个固定延迟^[24],因此需要对滤波后的数据进行去延迟处理。截取 O_Z 、 O_1 、 O_2 通道中 0.14 s 到 $t_s+0.14$ s(其中 t_s 为刺激时间)的数据分别记为 X_1 、 X_2 、 X_3 。刺激频率对应的正余弦参考信号如下

$$\left. \begin{aligned} Y_{4n-3} &= \sin(2\pi f_n t) \\ Y_{4n-2} &= \cos(2\pi f_n t) \\ Y_{4n-1} &= \sin(2k\pi f_n t) \\ Y_{4n} &= \cos(2k\pi f_n t) \end{aligned} \right\}, t = (1, 2, \dots, N)/F_s \quad (4)$$

式中: n 为目标标号,取 $1\sim 4$; f_n 为刺激频率, $f_1\sim f_4$ 分别取 8、10、12、15 Hz; k 为倍频数,取 2; N 为数据长度取 $F_s t_s$; F_s 为采样率,取 250 Hz。

皮尔逊相关系数计算公式为

$$\rho_{X,Y} = \frac{\sum XY - (\sum X \sum Y)/N}{\sqrt{[\sum X^2 - (\sum X)^2/N][\sum Y^2 - (\sum Y)^2/N]}} \quad (5)$$

式中: N 为数据长度,本文取 1 000。

将 $X_1\sim X_3$ 与 $Y_1\sim Y_{16}$ 分别代入式(5),求出 $\rho_{X,Y}$,得到 $\rho_1\sim\rho_{48}$,其中最大值所对应的频率即为刺激频率。

2.3.3 内存占用量及识别时间 通过查看编译过的 Keil 工程中的 map 文件,得到内存占用情况如表 1 所示,可见相关系数法对系统内存资源占用较小。

表 1 内存占用情况

数据组成	内存/kB	
	加窗叠加平均法	相关系数法
变量	94.488	97.368
代码+常量+已初始化变量	144.716	75.392
总计	239.204	172.760

记录每轮实验的时长 T ,刺激时间 t_s 为 4 s,识别时间 $T_R=T-t_s$ 。经过 20 次实验计算平均值,得到加窗叠加平均法识别时间 $T_{R1}=(0.27\pm0.08)$ s;相关系数法的识别时间 $T_{R2}=(0.13\pm0.02)$ s,可见,相关系数法的识别速度更快。

2.3.4 SSVEP 范式脑机接口系统性能指标 信息传输率(ITR)是衡量脑机接口系统性能的重要指标^[25],每分钟平均传输信息量 I_{ITR} 的表达式为

$$I_{ITR} = \frac{60}{T} \left[\text{lb} N_s + P \text{lb} P + (1-P) \text{lb} \left(\frac{1-P}{N-1} \right) \right] \quad (6)$$

式中: T 为一个识别周期,即每轮实验视觉刺激时间、识别时间以及休息时间之和; N_s 为刺激源个数; P 为平均正确率。

被试者 S1 进行了 8 组共 96 次实验,实验中每轮视觉刺激时间为 4 s,休息时间为 2 s,因此加窗叠加平均法中 $T=6.27$ s,相关系数法中 $T=6.13$ s,刺激源个数 $N_s=4$ 。对采集到的 EEG 进行离线分析并比较算法的正确率与信息传输率,结果表明:相关系数法的正确率为 67.71%,信息传输率为 5.68 b/min;加窗叠加平均法的正确率为 40.62%,信息传输率为 0.81 b/min。由文献[23]可知,基于 FFT 的 SSVEP 方法的实验抗噪性能较差,而干电极噪声干扰较强,因此频域分析法正确率较低。

本文使用正确率和信息传输率作为评价 SSVEP 范式脑机接口系统性能的指标。由上述实验可知,皮尔逊相关系数法在正确率、识别时间、内存占用以及信息传输率方面要优于加窗叠加平均法,因此选择相关系数法进行在线识别。

2.3.5 刺激时长对系统性能的影响 为了实现在 SSVEP 范式下的高效在线识别,使用相关系数法对 S1 的脑电数据进行离线分析,得到刺激时长与正确率的关系如图 5a 所示,刺激时长与信息传输率的关系如图 5b 所示。

结合图 5 和式(6)分析,由于刺激时间增大导致 T 和 P 同时增大, I_{ITR} 的趋势由增长相对较快的因素决定。在 $t_s=[0,1.5]$ s 和 $t_s=[2.5,4]$ s 两个时间段内正确率增长快, I_{ITR} 有上升趋势;而在 $t_s=[1.5,2.5]$ s 时间段内正确率增长缓慢, I_{ITR} 有下降趋势,因此在图 5b 中出现两个峰值。由图 5a 可知,正确率随刺激时长增加而增大,并逐渐趋于平稳。由图 5b 可知, I_{ITR} 在 1.5 s 和 4 s 有峰值,而在 1.5 s 时正确率不足 50%,识别效果较差,因此将刺激时间设置为 4 s。

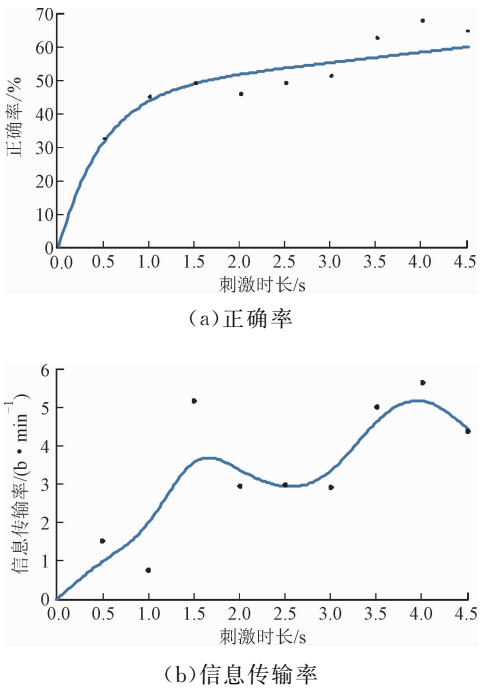


图 5 刺激时长对正确率和信息传输率的影响

3 脑机接口系统性能测试

3.1 输入参考噪声实验

将系统的所有输入端短接并接地,采集 6 s 数据并计算均方根 V_{rms} 和峰峰值 V_{pp} ,重复 10 次得到输入参考噪声 V_{rms} 为 $(0.11 \pm 0.01) \mu V$, V_{pp} 为 $(0.71 \pm 0.06) \mu V$ 。

3.2 信噪比实验

使用信号发生器生成幅值为 100 mV,频率为 10 Hz 的正弦信号,信噪比计算公式如下

$$R_{SN} = 10\lg(P_b/P_n) \quad (7)$$

式中: P_b 为 10 Hz 基频所对应的功率; P_n 为去除基频及其 2~6 次谐波后的信号功率,即噪声功率。

利用式(7)计算信噪比,重复 10 次取均值,得到系统在 10 Hz 处的信噪比为 (74.86 ± 0.92) dB。

3.3 共模抑制比实验

使用信号发生器生成峰峰值为 2 V、频率为 50 Hz 的正弦信号作为共模输入信号,将系统差模放大倍数 A_d 设为 24,采集 6 s 数据,计算共模放大倍数 A_c ,共模抑制比 R_{CMR} 的计算公式如下

$$R_{CMR} = 20\lg(A_d/A_c) \quad (8)$$

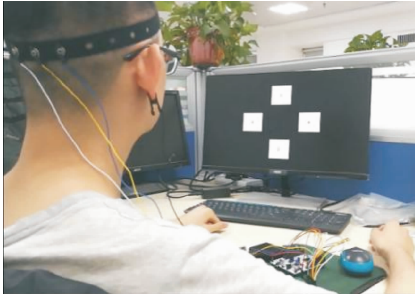
式中: A_d 为差模放大倍数; A_c 为共模放大倍数,即系统输出均方根值与共模输入均方根值之比。

由式(8)计算得到硬件电路的共模抑制比为 (-68.27 ± 0.03) dB,而经过预处理和数字滤波后在 50 Hz 处共模抑制比可达 (-132.57 ± 0.05) dB。

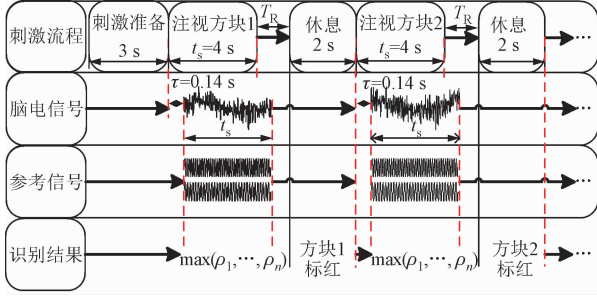
3.4 SSVEP 实验

为了验证系统对不同年龄被试者的有效性,选择 5 名被试者 S1~S5,年龄分别为 25、23、35、24、25 岁,由于被试者数量有限,除 S1 进行了 96 次实验以比较不同算法的性能外,其余被试者实验次数均为 60 次,以保证系统对每个被试者的有效性。脑电极的位置按照国际 10/20 系统标准安放,使用脑电头带固定 O_z 、 O_1 、 O_2 电极位置,耳夹电极作为参考电极,使用刷新率为 60 Hz 的显示器进行视觉刺激。

实验场景如图 6a 所示,被试者坐在屏幕正前方 60 cm 处保持静息状态。实验流程如图 6b 所示。



(a) 实验场景



(b) 实验流程

图 6 SSVEP 实验场景与流程

实验过程如下:被试者注视某一特定频率方块,持续时间 4 s;系统识别出刺激频率,通过无线模块将识别结果以及滤波后的脑电数据发送回上位机,然后将识别结果用红色方块标注并等待 2 s,此时被试者可以稍作休息。每组实验循环上述过程 12 次,每个被试者做 5 组实验,每组之间休息 2 min。

为了保证刺激频率稳定,上位机只负责进行视觉刺激和接收识别结果。视觉刺激期间被试者应尽量减少眨眼并保持身体静止,以减少眼电和肌电对 EEG 的干扰。每组实验结束后需要将滤波后的数据、相关系数与识别结果发送给上位机进行保存,以便后续离线分析。

3.5 实验结果

为了评价系统在 SSVEP 实验中所采集脑电信

号的质量,对信号进行傅里叶变换,使用加窗叠加平均法得到幅值谱,然后将频率点的幅值与左右各 4 个点的平均幅值做比值,取对数,得到信噪比 $R_{\text{SN},m}$,其计算公式^[26]如下

$$R_{\text{SN},m}(f_n) = 20\lg\left[A_m(f_n)/\left(\frac{1}{8}\sum_{i=-4}^4 A_m(f_{n+i})\right)\right]$$

(9)

表 2 采用本文系统对 5 位被试者进行测试的实验结果

被试者	刺激频率/Hz	实验次数	正确数	R_{SN}/dB	平均 R_{SN}/dB	频率正确率/%	被试正确率/%	$I_{\text{TR}}/(\text{b}\cdot\text{min}^{-1})$
S1	8	24	19	3.49	4.03	79.17	67.71	5.68
	10	24	19	4.66		79.17		
	12	24	15	3.89		62.50		
	15	24	12	4.09		50.00		
S2	8	15	12	3.74	3.77	80.00	70.00	6.30
	10	13	12	4.41		92.31		
	12	13	10	3.61		76.92		
	15	19	8	3.35		42.11		
S3	8	15	10	4.30	4.53	66.67	66.67	5.42
	10	15	9	2.69		60.00		
	12	15	10	3.87		66.67		
	15	15	11	7.27		73.33		
S4	8	15	11	4.04	2.56	73.33	63.33	4.61
	10	15	11	2.82		73.33		
	12	15	9	2.02		60.00		
	15	15	7	1.37		46.67		
S5	8	15	11	2.68	4.55	73.33	80.00	9.41
	10	15	12	3.23		80.00		
	12	15	11	3.21		73.33		
	15	15	14	9.06		93.33		
平均值				3.89	3.89		69.54±5.65	6.28±1.65

4 总 结

本文针对现有脑机接口设备依赖上位机实现数据处理导致的便携性差的问题,提出一种基于 ARM 处理器的使用相关系数算法识别 SSVEP 刺激频率的无线可穿戴干电极脑机接口系统,并通过实验验证了系统的有效性。

系统硬件部分采用高集成度元件进行设计,使用双向瞬态二极管阵列实现静电保护,使用排容和排阻实现抗混叠滤波,使用可调增益的 24 位模数转换芯片进行信号放大和模数转换,使用低功耗 ARM 单片机作为系统的核心,使用蓝牙进行指令和数据的收发,最终实现对 EEG 的在线处理。进行

式中: $A_m(f_n)$ 表示第 m 通道 EEG 经过傅里叶变换后第 n 个频率点 f_n 对应幅值的模。

将被试者的注视情况与识别结果进行对比,得到 SSVEP 实验中 5 位被试者平均正确率以及信息传输率。计算每次实验中各通道脑电信号在 SSVEP 刺激基频处的信噪比,得到每位被试者在不同刺激频率下的平均信噪比,结果如表 2 所示。

了系统性能测试,系统的输入参考噪声为 0.11 μV , 10 Hz 处信噪比为 74.86 dB,50 Hz 处共模抑制比为-132.57 dB。

进行了 SSVEP 实验,针对干电极信噪比较低的特点,设计实验对嵌入式系统中频域方法与相关系数法的性能进行了分析,发现相关系数法适用于较低信噪比下的信号识别。解决了视觉延迟以及滤波群延迟使 EEG 相位发生变化的问题,设计出基于皮尔逊相关系数的嵌入式识别算法。

本文所述系统实现了脱离上位机的脑电信号实时处理和识别。采用本文系统进行四目标 SSVEP 实验时,刺激频率处的平均信噪比为 3.89 dB,平均信息传输率为 6.28 b/min,平均正确率为 69.54%。

实验结果表明,与前人的研究结果相比,本文系统识别速度较快,便于穿戴。本文所提基于嵌入式的可穿戴干电极脑机接口系统可以为可穿戴脑机接口系统的优化设计提供参考。

参考文献:

- [1] KILICARSLAN A, PRASAD S, GROSSMAN R G, et al. High accuracy decoding of user intentions using EEG to control a lower-body exoskeleton [C]// 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 5606-5609.
- [2] BUSCH N A, DUBOIS J, VANRULLEN R. The phase of ongoing EEG oscillations predicts visual perception [J]. *Journal of Neuroscience*, 2009, 29(24): 7869-7876.
- [3] ANUMANCHIPALLI G K, CHARTIER J, CHANG E F. Speech synthesis from neural decoding of spoken sentences [J]. *Nature*, 2019, 568(7753): 493-498.
- [4] TOMISLAV M, SARMA A A, DANIEL B, et al. Stable long-term BCI-enabled communication in ALS and locked-in syndrome using LFP signals [J]. *Journal of Neurophysiology*, 2018, 120(1): 343-360.
- [5] 徐光华, 张锋, 谢俊, 等. 稳态视觉诱发电位的脑机接口范式及其信号处理方法研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(6): 1-7.
XU Guanghua, ZHANG Feng, XIE Jun, et al. Brain-computer interface paradigms and signal processing strategy for steady state visual evoked potential [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(6): 1-7.
- [6] CHEN X, WANG Y, NAKANISHI M, et al. High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2015, 112(44): 6058-6067.
- [7] BELWAFI K, ROMAIN O, GANNOUNI S, et al. An embedded implementation based on adaptive filter bank for brain-computer interface systems [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2018, 305: 1-16.
- [8] CHAI R, NAIK G R, LING S H, et al. Hybrid brain-computer interface for biomedical cyber-physical system application using wireless embedded EEG systems [J]. *BioMedical Engineering OnLine*, 2017, 16(1): 5.
- [9] 支丹阳, 杜秀兰, 赵靖, 等. 基于便携式脑电信号采集器的脑-机器人交互系统 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(5): 694-701.
- ZHI Danyang, DU Xiulan, ZHAO Jing, et al. Brain-robot interaction system based on portable brain signal collector [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(5): 694-701.
- [10] 张小栋, 郭晋, 李睿, 等. 表情驱动下脑电信号的建模仿真及分类识别 [J]. *西安交通大学学报*, 2016, 50(6): 1-8.
ZHANG Xiaodong, GUO Jin, LI Rui, et al. A simulation model and pattern recognition method of electroencephalogram driven by expression [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2016, 50(6): 1-8.
- [11] LIN C T, CHEN Y C, HUANG T Y, et al. Development of wireless brain computer interface with embedded multitask scheduling and its application on real-time driver's drowsiness detection and warning [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, 55(5): 1582-1591.
- [12] 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.
- [13] KIM D, BYUN W, KU Y, et al. High-speed visual target identification for low-cost wearable brain-computer interfaces [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 55169-55179.
- [14] TEXAS INSTRUMENTS, ADS1299-x low-noise, 4-, 6-, 8-channel, 24-bit, analog-to-digital converter for EEG and biopotential measurements [EB/OL]. (2017-01-15) [2019-04-29]. <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ads1299.pdf>.
- [15] SHEN M, SUN L, CHAN F H Y. Method for extracting time-varying rhythms of electroencephalography via wavelet packet analysis [J]. *IEE Proceedings: Science, Measurement and Technology*, 2001, 148(1): 23-27.
- [16] 洪灿梅, 刘爱莲, 刘名扬, 等. FIR滤波器与IIR滤波器去噪效果对比研究 [J]. *微型机与应用*, 2015, 34(21): 67-69.
HONG Canmei, LIU Ailian, LIU Mingyang, et al. Comparison and researches on FIR filter denoising and IIR filter denoising [J]. *Microcomputer & Its Applications*, 2015, 34(21): 67-69.
- [17] 伏燕军, 程强强, 于润桥, 等. 信号FIR数字滤波后相位延迟的消除 [J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(7): 146-149.
FU Yanjun, CHENG Qiangqiang, YU Runqiao. Eliminate phase delay of FIR filtered signal [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(7): 146-149.

[18] PFURTSCHELLER G, NEUPER C. Motor imagery and direct brain-computer communication [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(7): 1123-1134.

[19] CHENG M, GAO X, GAO S, et al. Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2002, 49: 1181-1186.

[20] WANG Y, WANG R, GAO X, et al. A practical VEP-based brain-computer interface [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2006, 14(2): 234-240.

[21] LIN Z, ZHANG C, WU W, et al. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(12): 2610-2614.

[22] BIN G, GAO X, YAN Z, et al. An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method [J]. Journal of Neural Engineering, 2009, 6(4): 046002.

[23] 宣铖璐, 陈志阳, 黄丽亚. 基于 CCA 的 SSVEP 性能研究 [J]. 计算机技术与发展, 2015(5): 52-55.

DA Chenglu, CHEN Zhiyang, HUANG Liya. Study on performance of SSVEP based on CCA [J]. Computer Technology and Development, 2015(5): 52-55.

[24] DI RUSSO F, SPINELLI D. Electrophysiological evidence for an early attentional mechanism in visual processing in humans [J]. Vision Research, 1999, 39(18): 2975-2985.

[25] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, HEETDERKS W J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2000, 8(2): 164-173.

[26] 杜智超, 陈志凯, 陈弘达, 等. 视觉感知空间分布对 SSVEP 调制成分的影响 [J]. 北京生物医学工程, 2014, 33(4): 337-343.

DU Zhichao, CHEN Zhikai, CHEN Hongda, et al. Effect of spatial distribution of visual perception on intermodulation SSVEP [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2014, 33(4): 337-343.

(编辑 刘杨)

中国科技期刊卓越行动计划入选项目

领军期刊类项目(根据刊名拼音排序)

分子植物	摩擦(英文)	药学报(英文)
工程	纳米研究(英文版)	园艺研究(英文)
光:科学与应用	石油科学(英文版)	中国航空学报(英文版)
国际口腔科学杂志(英文版)	微系统与纳米工程(英文)	中国科学:数学(英文版)
国家科学评论(英文)	细胞研究	中国免疫学杂志(英文版)
科学通报(英文版)	信号转导与靶向治疗	中华医学杂志(英文版)
昆虫科学(英文)	畜牧与生物技术杂志(英文版)	
镁合金学报(英文)	岩石力学与岩土工程学报(英文版)	

重点期刊类项目(根据刊名拼音排序)

癌症生物学与医学	基因组蛋白质组与生物信息学报	中国机械工程学报
材料科学技术(英文版)	计算材料学	中国科学:生命科学(英文版)
催化学报	计算数学(英文版)	中国科学:信息科学(英文版)
地球科学学刊	能源化学(英文)	中国物理 C
地学前缘(英文版)	农业科学学报(英文)	中国药理学报
动物学报	神经科学通报	中国有色金属学报(英文版)
高功率激光科学与工程(英文)	现代电力系统与清洁能源学报	转化神经变性病(英文)
古地学报(英文版)	药物分析学报(英文)	自动化学报(英文版)
光子学研究(英文)	应用数学和力学(英文版)	作物学报(英文版)
环境科学与工程前沿(英文)	运动与健康科学(英文)	