

# 基于脑机接口的控制器<sup>①</sup>

郝卫东, 邓阳光, 梁卫鸽, 闫 伟, 陈志丹

(桂林电子科技大学 机电工程学院, 桂林 541004)

**摘 要:** 为实现大脑与设备的通讯, 研究基于脑机接口的控制器. 本文研究脑电信号(EEG)的特征提取, 实验通过 E-Prime 心理学软件结合 Neuroscan 公司生产的 64 导脑电采集设备获取脑电原始信号, 利用小波算法对原始脑电信号进行分析, 提取感兴趣的频段小波系数作为特征; 分析脑电信号的功率谱, 基于 Fisher 准则设计分类器. 本文在研究脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)的基础上通过想象实现了对运动的控制. 以轮椅为实际控制对象, 仅仅通过两个电极采集脑电信号, 设计制作了控制器, 理论验证实验成功的通过想象控制轮椅的四个方向的运动. 本文最后还探讨了脑机接口的应用前景.

**关键词:** 特征提取; 小波; 分类器; 脑机接口

## Controller Based on Brain-Computer Interface

HAO Wei-Dong, DENG Yang-Guang, LIANG Wei-Ge, YAN Wei, CHEN Zhi-Dan

(Guilin University of Electronic Technology College of mechanical and electrical engineering, Guilin 541004, China)

**Abstract:** Our research is based on brain-computer interface controller for the realization of the brain communicate with the device. In this paper, we study how to obtain the characteristics of the eeg signals, during the experiment, to acquire EEG signal through the E-Prime psychology software and Neuroscan company production of 64 channel EEG acquisition equipment. Analysis of the original EEG signals using wavelet algorithm, frequency wavelet coefficients as the feature extraction of interest. Analysis of EEG power spectrum, design a classifier based on Fisher criterion. Based on the study of brain computer interface (Brain-Computer Interface, BCI) basis, the movement control was achieved through the imagination. In wheelchair for the actual control object, only through the two electrode EEG signal, the controller design, the theory is validated by experimental success through the imagination of four direction control the wheelchair movement. Finally this paper also discusses the application prospect of brain-computer interface.

**Key words:** feature extraction; wavelet; classifier; brain computer interface

## 1 引言

人脑是一部不寻常的智能机, 它能以惊人的高速度解释感觉器官传来的含糊不清的信息<sup>[1]</sup>. 人的大脑蕴含着丰富复杂的生物信息, 大脑的奥秘也深深的吸引着无数科学家去不断的努力和探索. 随着科技的不断发展, 许多科学家在探索人脑机能的某些方面已经取得了突破性进展. 在生物医学工程领域, 神经工程备受关注, 它运用神经科学和工程学的方法来分析神经功能并为神经功能缺失与紊乱的修复提供新的解决问题的方案. 脑机接口是当前神经工程领域中最活跃

的研究方向之一<sup>[2]</sup>. 许多患有精神症状或神经退行性疾病的患者失去了大脑至脊髓及肌肉的正常信息交流, 最终影响人的行动意识. 目前主要有三种途径来修复肌肉功能<sup>[3]</sup>: 第一种途径是用功能尚存的神经通路或肌肉取代受损的神经通路和肌肉. 虽然这种替代经常受限, 但它仍然是有用的. 例如, 患者可以通过眼睛运动与外界交流<sup>[4,5]</sup>或用手部动作来产生合成语音进行对话<sup>[6,7]</sup>. 第二种途径是通过检测受伤部位的神经或者肌肉活动来完成功能的恢复. 第三种功能恢复途径是为大脑提供一个全新的非肌肉输出通道, 即脑机接

① 基金项目: 广西研究生教育创新计划(YCSZ2012064)

收稿时间: 2013-08-19; 收到修改稿时间: 2013-09-09

口(BCI),用于把用户的意图传递给外部世界。

经过了科学家们的多年努力,脑机接口的研究已经取得了一定的成果。在纽约州卫生署 Wadsworth 研究中心的领导下从 2000 年开始正式研发了 BCI2000, BCI2000 是专为 BCI 研究而设计和开发的一个免费通用软件平台,其提供了一系列灵活的机制来支持各类 BCI 研究领域的应用,使研究人员可以利用这个软件平台使用不同的采集设备、设计算法及实验设计范式,快速建立实时 BCI 系统,并提供了强大的数据离线分析工具<sup>[3]</sup>。NSF(Neil Sauiere Foundation)是加拿大的一个非盈利性组织,该组织从事 BCI 研究的目的是让身体残疾而无法与外界交流的患者重新获得与外界交流的能力,主要研究了鲁棒统计信号处理方法,从一维 EEG 信号中估计自发 EEG,以单次检测的运动相关电位作为检测信号和估计信号之间的差别<sup>[8]</sup>。Farwell 和 Donchin 在 1988 年就利用 P300 开发了虚拟打字机<sup>[9]</sup>。在我国,清华大学高上凯教授率领的研究小组开发了基于 SSVEP 的环境控制系统<sup>[2]</sup>。浙江大学的求是高等研究院也于 2006 年成立,并在植入式脑机接口方面取得了突破性的进展。

近年来,针对脑机接口的研究大都还处于理论实验阶段,而且由于许多实验研究成本投入巨大,实验过程复杂,有的实际操作的可操作性有待提高。我们研究小组的研究基于非植入性脑机接口(Non Invasive Brain-Computer Interface),通过非植入式电极采集到脑电波,首先对实验数据利用 MATLAB 软件进行离线分析处理,验证先验理论,然后利用小波理论对原始信号进行分析处理,采用 Fisher 线性分类算法对脑电特征进行分类,然后将特征信号转换成控制代码,进而控制执行机构。非植入性脑机接口具有一定的安全性和相对易操作性,而且成本相对较低,采用的算法简单,计算量相对较小,分类准确度高,有一定的实用性。

## 2 脑电原始信号采集

实验选择 E-Prime 心理学实验软件进行脑电实验, E-Prime 专门面向心理实验,并针对心理实验的时间精度作了优化。刺激呈现与屏幕刷新同步,精度可达毫秒。能呈现的刺激可以是文本、图像和声音(可以同时呈现三者的任意组合)提供了详细的时间信息和事件细节(包括呈现时间、反应时间的细节),可供进一步分析,有助于了解实际实验运行的时间问题。在 BCI2000 通用软件平台上,结合 Neuroscan 公司生产的

64 导脑电采集设备进行脑电原始信号的采集分析。

我们选择 6 位健康男性作为被试,他们的年龄在 22~26 岁,实验均在相同的环境下测试,并要求被试者在实验前保持头脑清醒放松的状态,实验过程中无任何肌肉运动。实验采用 E-motive 作为脑电采集设备,电极定位方案按照 10-20 国际体系标准分布<sup>[10]</sup>,涉及的电极 AF3、F7、F3、FC5、T7、P7、O1、O2、P8、T8、FC6、F4、F8、AF4 如图 1 所示。脑电信号数据采集过程中设计采样频率为 128Hz。通过 E-Prime 心理学实验软件设计试验任务,实验内容如下:编辑两种任务集中注意力任务和放松任务,当听到提示音后试验开始。我们选择了一幅心理学注意力集中训练的图片,被试者集中注意力盯着图片的中央,分析图片表达的内容,持续时间 6S 后出现空白页面,被试者要求看到空白页面开始发散注意力,全身放松,持续时间 4S,注意力训练图片和空白页面交替出现,重复 10 次,实际试验场景如图 2 所示。

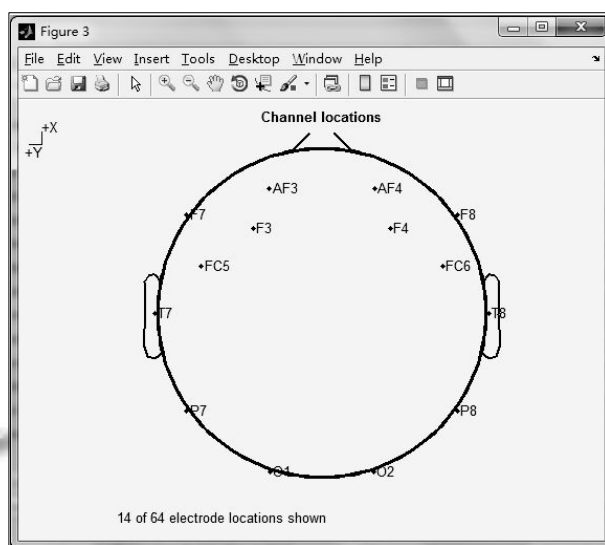


图1 电极位置分布图



图2 实验测试过程的场景

### 3 脑电特征提取

脑电是脑细胞群的自发性、节律性生物电活动。脑电的研究历史起源于 1924 年 Hans Berger 首次在颅骨损伤病人大脑皮质和正常人头皮上记录到 EEG。1929 年 Hans Berger 首先发表头皮记录的 EEG 论文, 并报告心算可引起 EEG 的  $\alpha$  节律减少<sup>[11]</sup>。1934 年 Adrian 等 1935 年 Jasper 等也观察并证实了 Berger 的观察, EEG 的客观存在才得到了认可。脑电具有一定的基本特征, 包括周期与频率、波幅(用于描述脑电能量的强弱)、相位(用于描述不同脑区及不同频率波段活动的同步性)。脑电信号以频率特性为重要特征, 具有振幅、相位、频率连续变化的非周期性的输出生理电信号, 一般在 0.5~30Hz 范围内, 不同频率的脑电活动有着不同的心理意义。

进行脑电特征提取前首先要做的是脑电信号的预处理, 主要是对脑电数据进行滤波, 滤除脑电信号中参杂的大量噪声信号, 然后提取感兴趣的重要信号进行后续处理。研究表明<sup>[3,12,13]</sup>, 当大脑皮质某区域被激活时, 该区域的代谢和血流增加, 同时进行性的信息加工可以导致脑电波 Alpha 节律幅度降低, 称为事件相关去同步(ERD), Alpha 节律在大脑静息或者惰性状态下表现幅度明显增强的电活动被称为事件相关同步化(ERS)。Alpha 波是大脑皮层网络的 8-13Hz 的脑电波, 它主要作用是抑制丘脑的相互连接和丘脑和皮质的闭环反馈, Alpha 波的幅度与皮质层活动水平有关, 强的 Alpha 波与皮质层的行为的惰化和抑制有关, 与注意力集中密切相关。实验对原始信号的采样频率设置在 128Hz, 利用小波分解算法, 提取 Alpha 节律频段的近似系数作为特征。

在小波分析中, 由于脑电信号是非平稳信号, 由于小波变换的多分辨率特点, 我们可以以不同的尺度(分辨率)来观察信号, 比较适合提取脑电特征。对于信号根据小波分解 Mallat 算法<sup>[14]</sup>:

$$f_{j+1}(t) = f_j(t) + g_j(t) \quad (1)$$

其中  $f_{j+1}(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_{j+1,k} \varphi_{j+1,k}(t)$

$$f_j(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_{j,k} \varphi_{j,k}(t)$$

$$g_j(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j,k} \varphi_{j,k}(t)$$

式中  $\{c_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$  称为近似序列, 也称逼近系数;  $\{d_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$  称为细节序列

根据双尺度方程:

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_n \varphi(2t - n) \quad (2)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_n \varphi(2t - n) \quad (3)$$

$h_n$  为低通滤波器,  $g_n$  为高通滤波器; 并引入下采样算子  $\downarrow 2(a)(k) = a(2k)$ ; 对于信号得到正交情形下的 Mallat 分解公式:

$$c_{j,m} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_{j+1,k} h_{k-2m} = \downarrow 2(c_{j+1} * h')(m) \quad (4)$$

$$d_{j,m} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j+1,k} g_{k-2m} = \downarrow 2(d_{j+1} * g')(m) \quad (5)$$

其中,  $h'$  和  $g'$  为  $g$  和  $h$  的镜像滤波器, 即  $h'_k = h_{-k}$ ,  $g'_k = g_{-k}$ 。

以二级 Mallat 分解为例, 如图 3 所示, 近似系数分别通过低通滤波器和高通滤波器, 经过下采样(保证数据总量保持不变, 即无论做多少级分解最终所有序列的长度总和仍与原始数据长度相同)被分解为低一级的近似小波序列和细节序列, 近似小波序列拥有信号的大部分能量, 描述了信号的大体走势, 细节序列描述了信号的细节变化信息。

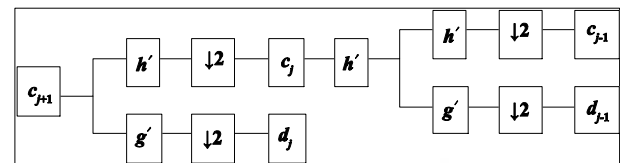


图 3 Mallat 分解二级分解过程

为了分析原始数据, 更精准的提取到特征信号, 实验采用具有正交性和紧支撑的 db4 作为小波基函数, 对原始脑电信号进行 6 层小波分解, 形成 7 个节点序列: a6, d6, d5, d4, d3, d2, d1。如图 4 所示, 由于相关脑电信号频率在 0.5~30Hz 范围内, 原始信号采样频率为 128Hz, 不会丢失所需实验信息, 各个节点序列的频率范围依次为: [0, 1Hz], [1Hz, 2Hz], [2Hz, 4Hz], [4Hz, 8Hz], [8Hz, 16Hz], [16Hz, 32Hz], [32Hz, 64Hz]。可知, d3 节点序列代表的频段[8Hz, 16Hz]是我们感兴趣的频段, 因此以此节点的小波系数作为特征系数。

### 4 脑电特征分类

本实验选择 Fisher 判别准则设计分类器<sup>[15,16]</sup>, Fisher 判别法是一种简单的线性判别法, 其简单容易实现, 且需要的计算量和存储量比较小, 因此比较适合脑机接口的分类器。Fisher 准则判别式是寻找到权

值向量和分界阈值  $\bar{y}$ , 将  $n$  维空间中的样本投影到一维的  $y$  空间, 即  $y = w^T x$ , 设两类样本分别为  $x_1$  和  $x_2$ .

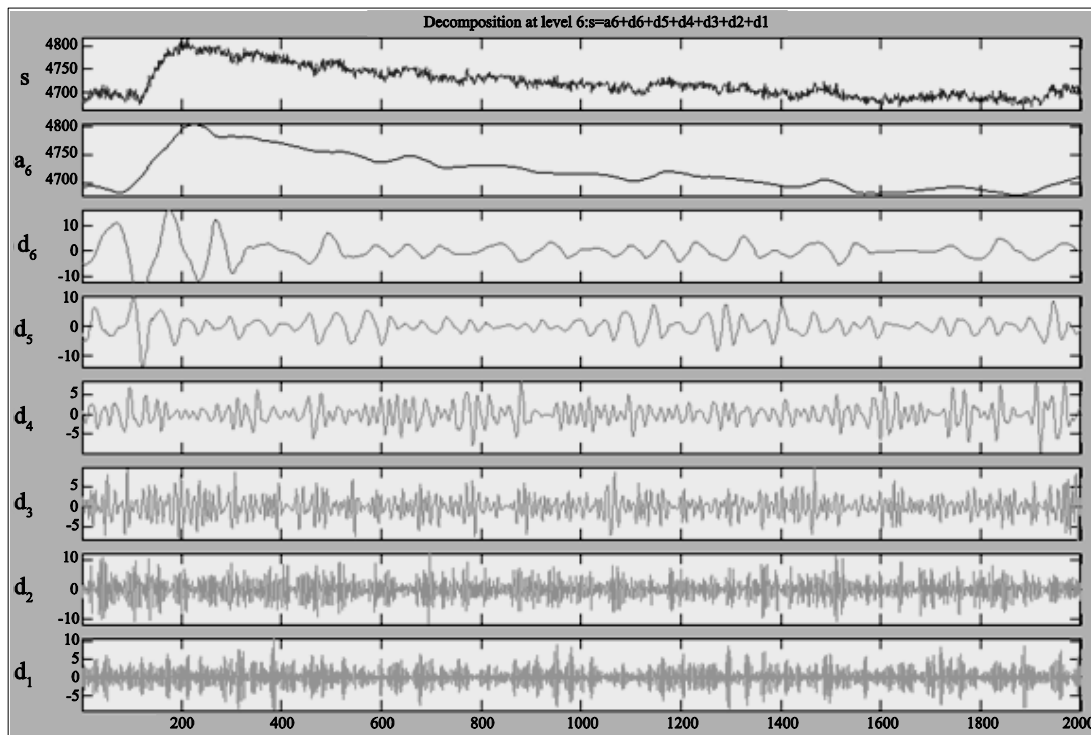


图 4 脑电信号 S 采用 db4 进行 6 层小波分解

Fisher 准则函数定义式:

$$J_F(w) = \frac{(\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2}{\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2} \quad (6)$$

其中,  $\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2$  是两类均值之差,  $\tilde{s}_i^2$  是样本类内离散度. 希望达到的目标是  $J_F(w)$  最大, 显然应使其分子尽可能大而分母尽可能小, 即应寻找使  $J_F(w)$  尽可能大的  $w$  作为投影方向. 由各类样本的均值和类内离散度:

$$\begin{aligned} \tilde{m}_i &= \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \Gamma_i} y \\ &= \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \Gamma_i} w^T x \\ &= w^T \left( \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \Gamma_i} x \right) = w^T m_i \\ \tilde{s}_i^2 &= \sum_{y \in \Gamma_i} (y - \tilde{m}_i)^2 = \sum_{x \in \Gamma_i} (w^T x - w^T m_i)^2 \\ &= w^T \left[ \sum_{x \in \Gamma_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \right] w = w^T s_i w \end{aligned}$$

则  $J_F(w)$  关于  $w$  的显函数:

$$J_F(w) = \frac{w^T s_b w}{w^T s_w w} \quad (7)$$

其中  $s_b = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T$  为样本间离散度矩阵,  $s_w = s_1 + s_2$  为总样本类内离散度矩阵. 为求的  $J_F(w)$  取极大值时的  $w^*$ , 可以采用 Lagrange 乘法求解, 令分母等于非零常数, 即  $w^T s_w w = c \neq 0$ . 定义 Lagrange 函数为:

$$L(w, \lambda) = w^T s_b w - \lambda (w^T s_w w - c) \quad (8)$$

其中  $\lambda$  为 Lagrange 乘子. 对上式对  $w$  求偏导数可得:

$$\frac{\partial L(w, \lambda)}{\partial w} = s_b w - \lambda s_w w$$

令偏导数为零有:  $s_b w^* - \lambda s_w w^* = 0$  即  $s_b w^* = \lambda s_w w^*$

其中  $w^*$  就是  $J_F(w)$  的极值解,  $s_w$  是类内散度, 非奇异, 则有  $w^* = s_w^{-1}(m_1 - m_2)$ .

令  $\bar{y} = \frac{m_1 + m_2}{2}$  为分界阈值点; 则第  $i$  个样本的投

影点  $y_i$  与  $\bar{y}$  比较即可得出其所属的类别, 实验设定  $y_i > \bar{y}$  属于第一类, 否则为第二类.

从能量的角度分析<sup>[3]</sup>, 小波变换将信号的能量分解到不同的时频平面上, 小波变换幅度平方的积分同信号的能量成正比. 不同层面的频域段分解系数可以代表原始信号的特征信息. 根据小波系数取平方后取对数求和得到的数值可以作为特征分类的参考.

### 5 控制器的实现

考虑实验实际应用的接口和对芯片性能的要求, 选择 ATMEL 公司的 Atmega128 作为主控芯片. Atmega128 为基于 AVR RISC 结构的 8 位低功耗 CMOS 微处理器, 由于其先进的指令集以及单周期指令执行时间, 数据的吞吐率高达 1MISP/MHz, 从而可以减缓系统在功耗和处理速度之间的矛盾, 是 ATMEL 公司的 8 位系列单片机的最高配置的一款单片机, 其稳定性极高, 成本低. 实验采集收发信号要

实现无线传输, 采用蓝牙模块进行设计. 总体设计方案中考虑可视化调试和操作简单, 引入了 LCD 显示模块.

设计硬件电路, 如图 5 所示, 模块由 MCU(atmega 128)、蓝牙模块 U8 和 U9、液晶三大部分组成. 主要工作原理如下: 蓝牙模块 U8 接收来自脑电模块产生的脑电信号, 一方面传输至模块的 MCU 进行数据处理, 一方面传输至蓝牙模块 U9, 然后发送至电脑, 在电脑端可以看出脑电原始波形.

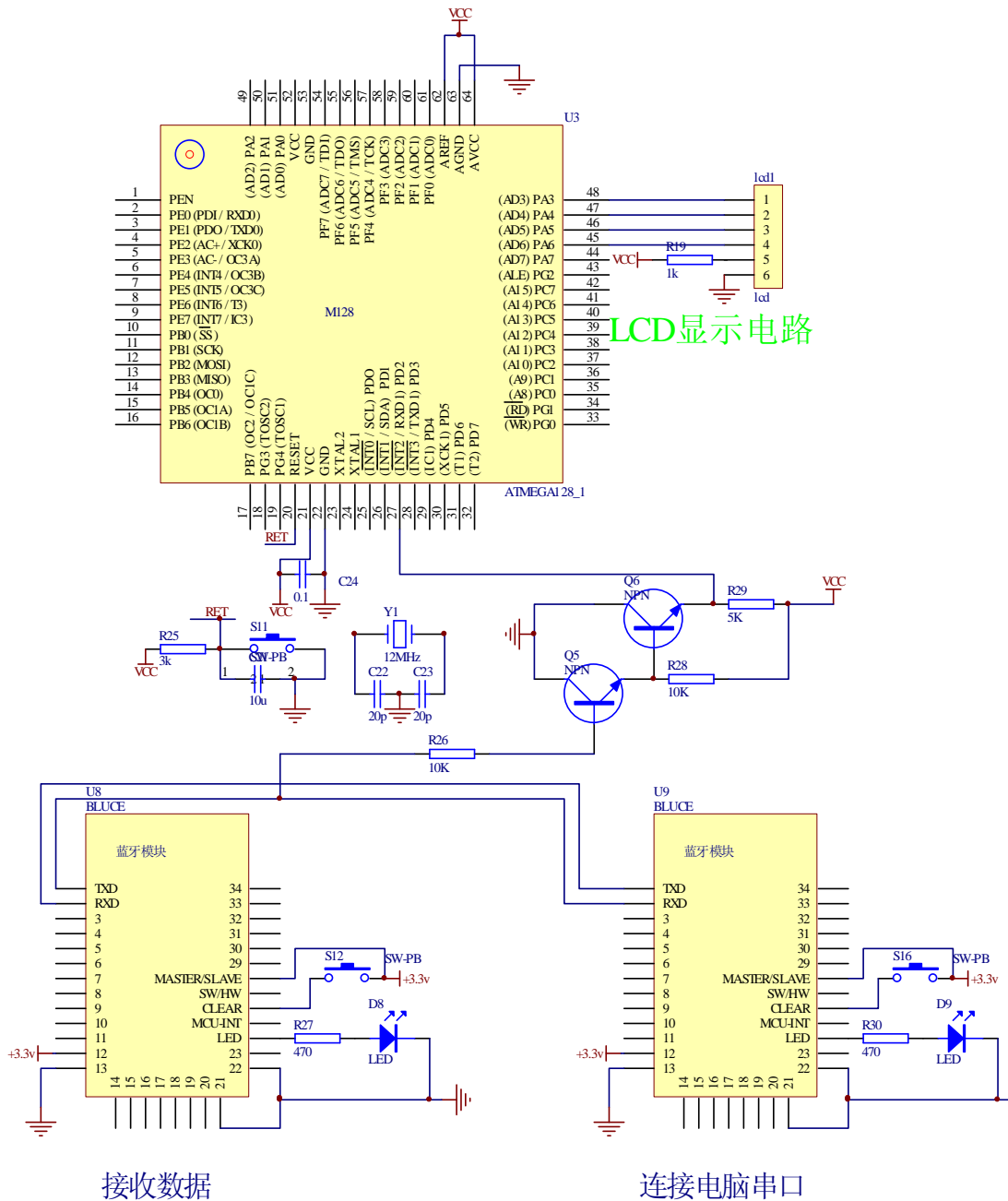
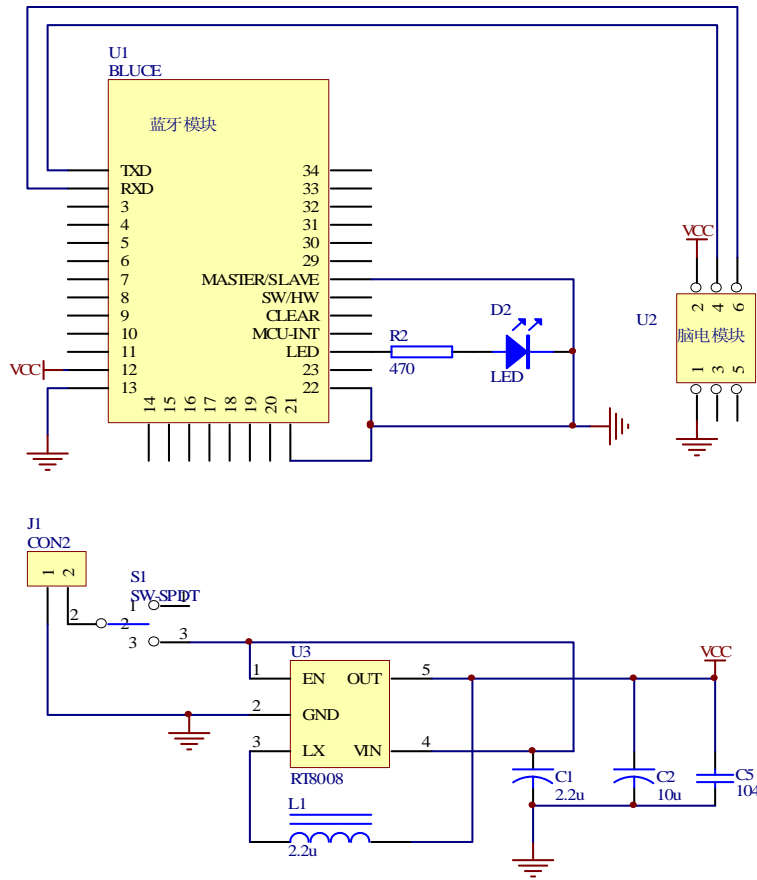


图 5 脑电接收处理模块

原始脑电信号获取模块由 U1 蓝牙模块、U2 脑电模块和电源电路组成, 如图 6 所示. 脑电模块将脑电

信号放大、滤波和模数转换后, 通过蓝牙模块发送至主控 MUC, 由主控 MUC 进行数据处理.



### 电源电路

图 6 脑电信号获取模块

经过对在线实验过程中获取的眼电信号进行分析, 将主动眨眼作为可用信号, 因此眼电不作滤噪处理. 如图 7 所示, Delta 波, 左边是两次主动连续眨眼睛的

时候采集到的脑电波形, 右边是自然生理反应眨眼波峰, 可以明显看出主动眨眼的峰值明显要比自然生理反应的眨眼用的峰值要高很多.

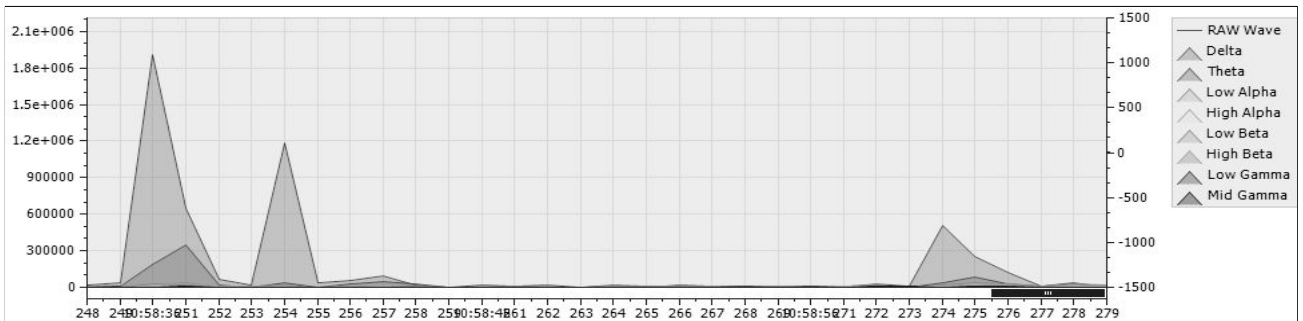


图 7 眨眼脑电信号图

对采集得到的数据进行分析处理后, 如图 8 所示, Attention 波, 集中注意力从标志位 256 处开始直到标

志位 277 处分散. 当集中注意力的时候, Attention 波的显现比较明显, 可以作为特征参考.

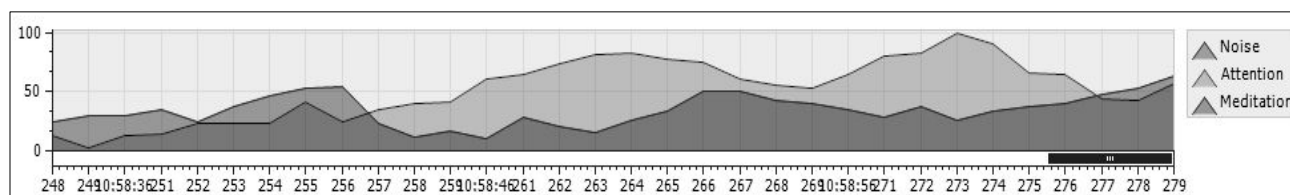


图 8 注意力集中脑电信号图

通过实验, 我们发现在注意力集中时候, 通道 Attention 的波形峰值一直保持在某一定值之上, 当注意力下降时候, 通道 Attention 的峰值就会下降. 我们就设定这个值为触发开关或者作为传输两种特定信号的代码, 比如来控制轮椅的前进和后退. 同样我们还发现, 当在眨眼的时候, 另一个通道 Delta 的波形也会相应的出现一个短的峰值, 于是我们可以通过两次主动眨眼运动, 作为特定的触发输入也可以代表另外的特定代码, 比如作为轮椅左右转弯的控制.

## 6 总结和展望

目前, 我们获得了两个通道的特征信号, 并将特征信号转换成设备指令来操作外部设备. 通过利用蓝牙模块使得开发及应用更加方便. 我们已经成功地将其应用在轮椅上, 通过脑电信号成功的控制了轮椅的前进后退和左右转弯. 随着研究的进一步深入, 相信会有更多通道的稳定的特征信号被提取出来, 届时我们将可以通过脑电特征信号来控制更复杂的系统.

## 参考文献

- 1 李国勇. 智能预测控制及其 MATLAB 实现. 北京: 电子工业出版社, 2010.1.
- 2 高上凯. 神经工程与脑-机接口. 生命科学, 2009, 21(2): 178-180.
- 3 Schalk G, Mellinger J. 胡三清译. BCI2000 与脑机接口. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- 4 Gerhardt LA, Sabolcik RM. Eye tracking apparatus and method employing grayscale threshold values. US Patent. US 5481622 A. 1996-01-02.
- 5 Grauman K, Betke M, Gips J, et al. Communication via eye blinks-detection and duration analysis in real time. 2001 IEEE Computer Society Conference on Vision and Pattern Recognition, 2001, 1(1): 1010-1017.
- 6 Kubota M, Sakakihara Y, Uchiyama Y, et al. New ocular movement detector system as a communication tool in ventilator-assisted Werdnig-Hoffmann disease. Dev. Med. Child Neurol, 2000, 42: 61-64.
- 7 LaCourse JR, Hludik Jr FC. An eye movement communication-control system for the disabled. IEEE Trans. on Biomedical Engineering, 1990, 37: 1215-1220.
- 8 Inow K, Mori D, Sugioka K, Pfurtsceller G, Kumamaru K. Feature extraction of EEG signals during right and left motor imagery. SICE Annual Conference in Sapporo. Aug. 2004, 3. 2183-2187.
- 9 Farwell LA, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1988, 70(6): 510-523.
- 10 Klem GH, Lüders HO, Jasper HH, Elger C. The ten-twenty electrode system of the International Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology. Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl, 1999, 52: 3-6.
- 11 Ishikawa Y, Takata M, Joe K. Constitution and phase analysis of alpha waves. Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON). IEEE. 2012. 1-5.
- 12 黄思娟, 吴晓明. 基于 Mu/Beta 节律想象运动脑电信号特征提取. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(43): 8061-8064.
- 13 Birbaumer N. Breaking the silence: brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control. Psychophysiology, 2006, 43(6): 517-532.
- 14 蒋春英. 小波分析基本原理. 天津: 天津大学出版社, 2012.
- 15 张学工. 模式识别. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- 16 Theodoridis S, Koutroumbas K. 李晶娇, 王爱侠, 王骄等译. 模式识别. 北京: 电子工业出版社, 2004.