南京信息工程大学

本科生毕业论文(设计)



题 目 基于 TGAM 模块的脑电识别 与控制系统设计

学生	姓名_	徐铭岳
学	号_	20141375022
学	院_	计算机与软件学院
专	业_	物联网工程
指导	教师	庄伟

二0一八 年 五 月 二十 日

声明

本人严重声明:

- 1、持以"求实、创新"的科学精神从事研究工作。
- 2、本文是我个人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果。
- 3、本文除引文外,所有实验、数据和有关材料均是真实的。
- **4**、本文除引文和致谢内容外,没有抄袭其他人或其他机构发表或撰写过的研究成果。

作者	签名:	 	
Н	期:		

目 录

1	绪	论		1
	1.1	脑机	接口概述	. 1
	1.1.	.1	脑电识别原理简述	. 1
	1.1.	.2	脑电识别系统的类别	. 1
	1.2	软硬	件资源简介	. 2
	1.2.	.1	TGAM 脑电采集芯片简述	. 2
	1.2.	.2	HC-05 蓝牙模块简述	. 4
	1.2.	.3	ESP8266wifi 模块简述	. 4
	1.2.	.4	ET-iLink 云平台简述	. 5
	1.2.	.5	STC89C51 单片机简述	. 6
	1.2.	.6	Android 平台开发简述	. 6
2	系	统总	体架构设计	7
	2.1	用户	需求与系统功能	. 7
	2.2	系统	组成	. 8
3	脑	电采	集层的设计与实现	9
	3.1	硬件	电路的设计与实现	. 9
	3.2	软件	逻辑的设计与实现	11
	3.2.	.1	蓝牙通信模块编写	11
	3.2.	.2	数据包结构的解析模块编写2	11
	3.2.	.3	脑电数据的可视化模块	13
	3.2.	.4	脑电数据的存储模块2	15
	3.3	采集	过程中常见噪音甄别	17
4	算	法处	理层的设计与实现1	8
	4.1	眨眼	信号的识别	18
	4.1.	.1	眨眼信号的特点	18

i

	4.1	.2	简单的识别算法	18
2	4.2	左右	i手运动想象的脑电信号识别	19
	4.2	.1	运动想象脑电信号的本质与特点	19
	4.2	.2	单通道环境下的挑战与尝试	19
	4.2	.3	数据的采集与预处理	19
	4.2	.4	特征提取与特征选择	22
	4.2	.5	分类器	23
	4.2	.6	算法的改进空间	24
5	控	制应	用层的设计与实现	.24
	5.1	硬件	电路的设计与实现	24
4	5.2	软件	-逻辑的设计与实现	25
	5.2	.1	android 端的 ET-iLink 云通信开发	25
	5.2	.2	M320I 模块的嵌入式开发与云通信	26
	5.2	.3	M320I 模块与 C51 单片机的串口通讯	27
	5.2	.4	89C51 单片机对外部设备的控制逻辑	27
6	实	验、	总结与展望	.28
(6.1	实验	Ž	28
	6.1	.1	通过眨眼控制 led 小灯色彩切换	29
	6.1	.2	通过注意力的集中与放松控制灯光的开启与关闭	29
(6.2	总结	Ī	30
(6.3	展望		31
参	考さ	で画式		.32
_		~ I \\\ •		

基于 TGAM 模块的脑电识别与控制系统设计

徐铭岳

南京信息工程大学计算机与软件学院, 江苏 南京 210044

摘要:无论古今,不论中外,通过自身的意识直接控制世界万物,是人类几千年来的共同梦想。如今随着脑机接口领域和物联网技术的不断发展,这一梦想正在照进现实。本设计通过嵌入式硬件的开发、软件应用逻辑的编写以及脑电识别算法的研究,搭建了一整套脑电采集、识别、控制的物联网软硬件平台。在平台建构的基础上,研究设计了简单的眨眼识别算法,尝试解决单通道下异步左右手运动想象的识别分类。最终实现了通过眨眼控制远程云端小灯的色彩切换、通过专注注意力控制灯光的开闭等实验应用。本平台已开源,具有高度拓展性,可方便脑机接口领域的个人开发者进行二次开发。

关键词:TGAM;脑机接口;左右手运动想象;单通道脑电信号;嵌入式开发

Design of EEG signal classification and Control System Based on TGAM

Xu Mingyue

School of Computer and Software, NUIST, Nanjing 210044, China

Abstract: No matter when and where, through our own mind to directly control all things in the world, is a universal dream of humankind for thousands of years. Now, with the development of brain computer interface and Internet of things, this dream is coming true. Through the design of embedded hardware, the coding of software logic and the research of EEG recognition and classification algorithm, a whole set of software and hardware platform for EEG acquisition, recognition and controlling is set up. Beyond the construction of this platform, a simple eye-blinking recognition algorithm is designed and realized, and the problem of recognition and classification of asynchronous left and right hand motion imagination under a single channel is tried to solve. Finally, it realizes the experimental application of controlling the color switch of the remote LED by eye-blinking through cloud, and opening or closing a lamp by focusing your attention. This platform is open-source now, and with its scalability, it can facilitate personal development of brain computer interface for secondary development.

Key words: TGAM, BCI, left and right hand motor imagery, single-channel, embedded development



1 绪论

1.1 脑机接口概述

1.1.1 脑电识别原理简述

脑机接口(brain-computer interface, BCI),是不依赖于传统的由外围神经和肌肉组成的输出通道的通讯系统。这是一个涉及计算机科学、生物科学、心理学等诸多学科的交叉领域,其最初起源自医疗康复领域,旨在为无法使用大脑-肌肉通路与外界交流的人提供新的交流通道。后应用于军事国防、娱乐消费等多种领域,具有十分广阔的前景。

BCI 的基本原理为:在大脑受到外界的刺激之后(诱发式),或者在自发产生动作意识之前或之后(自发式),其神经系统的电信号会产生变化。我们可以通过传感器手段将电信号检测并采集,并运用信号处理与特征工程的算法提取出我们需要的相关特征。提取特征后,通过机器学习或统计学的知识实现分类器进行分类,从而可以分辨出脑电信号的含义,并通过计算机编程,将思维信号转化为命令信号以驱动外设,最终实现在纯粹凭借脑电信号对外部世界的控制。

脑机接口系统主要分为三个主要环节: 脑电信号的采集、脑电信号的分析、以及脑电信号控制。信号的采集部分负责对微弱的原始脑电信号进行放大、去噪、A/D 转换等,获得优质的数据源以便分析。信号分析部分采用信号处理的技术以及各种算法进行特征提取,然后建立数据模型进行脑电信号的分类。信号控制部分负责对外围硬件的控制,以达到最终实现用意识控制物质的目的。

1.1.2 脑电识别系统的类别

脑机接口技术从不同的角度可以分为不同的类别:

按照信号获取的方式可分为侵入式与非侵入式。侵入式又分完全植入与皮层表面植入。完全植入式需要将电极植入大脑皮层中,如此可以零距离获取大脑皮层神经元的电活动信号,可有效避免脑电信号传输中的衰减,具有较高的信噪比。皮层表面式电极位于颅腔内的灰质外,其时空分辨率不如完全植入式,但可有效避免引发免疫反应。非侵入式的电极位于头皮层,分为湿电极式与干电极式,前者在信号采集前需在电极处抹上一层导电胶,因此采集信号质量优于干电极式,但操作上较为麻烦。

按照信号处理的的实时性分为在线式与离线式。在线式脑机接口系统中,脑电信号的采集、识别、控制是完全实时的,因此对识别算法的时间复杂度存在要求,其响应时间需在人可接受的范围之内。离线式系统往往应用于科研与测试,实时采集脑电信号后,离线设计特征提取与分类,再进行分析测试。

按照信号产生的来源可分为诱发式和自发式。诱发式脑电信号是指大脑受到特定的外部刺激或事件,所引发的大脑皮层神经活动,例如听觉诱发、视觉诱发等。典型的如 P300 现象。P300 是事件相关电位的一种,一般是在新奇事件发生后大约 300 毫秒出现,数据表明,新奇刺激出现的概率愈小,所产生的 P300 点位愈高。而自发式脑电信号完全来自于受试者的自发脑电,无需外界刺激。自发脑电信号主要来自于脑电节律活动,其节律活动频率主要分布自 1-20HZ 范围内。其具有广阔的应用前景,是脑机接口领域的研究重点。然而由于其非平稳性、易受情绪环境等影响的特性,特征表征不显著,对信号处理的算法要求较高,目前识别率较低。典型的如 ERD/ERS,即事件相关同步/去同步现象。

按照信号的采取方式可分为同步式与异步式。同步式 BCI 系统要求受式者按照给定的提示信号,在指定的时间窗内进行指定的思维活动以及切换。而异步式系统中,受试者自行决定发起思维任务的时间,自由进行思维任务的转换与结束。很显然,后者更贴近于现实中的应用场景,但是异步式 BCI 系统需要准确而实时的判断受试者开启、转换、结束思维任务的时间,所需算法更为复杂,对响应时间的要求更高。目前的研究主要集中于同步式系统,但未来异步式系统将是研究的主要方向。

按照采集电极的数量可分为单通道与多通道系统。在大多数的 BCI 系统中,都是采用国际标准的 10-20 导标准电极,可以测量各活动区域的脑电信号,并将各区域电位相比较,获得更有价值的脑电数据。单通道系统只有采集电极、参考电极与接地电极,因此只能测量一个位置的脑电信号,但这也使得采集设备轻量化方便携带。单通道脑电采集往往用于消费级娱乐应用。

本系统的分类为非侵入-在线-自发-异步-单通道系统。

1.2 软硬件资源简介

1.2.1 TGAM 脑电采集芯片简述

TGAM (ThinkGear Asic Module) 是美国神念科技 (neurosky) 公司设计发售的一款消费级脑电采集芯片。该模块为单一芯片解决方案,使得开发者与合作厂商可以短时间低成本实现自身的应用需求或产品。TGAM 模块现今已在百万级消费级脑电设备中得到应用,这验证了低成本脑电采集芯片的可行性与可靠性。

TGAM 模块的特点及优势:

- 使用干电极采集 EEG, 无需湿电极与导电胶
- 单通道采集数据,三个电极:采集电极(EEG)、参考电极(REF)、地电极(GND)
- 自带噪音过滤,可滤出常见噪声
- 低能耗, 利于便携式脑电采集
- 标准串口输出数据,利于模块集成

• 输出脑电原始数据以及内部集成算法的输出指数

测量:

- 一秒钟输出 512 个小包(512HZ), 1 个大包(1HZ)
- 小包中内含原始脑电数据(rawdata)
- 大包中包含αβ各波段数值、信号质量指数、以及内部算法实现的注意力集中度 (attention)与冥想度 (meditation)以及未来开发的数据。

物理规格:

- 规模尺寸 2.79cm x 1.52cm x 0.25cm
- 重量 130mg

规格说明:

- 采样率: 512Hz
- 频率范围: 3Hz-100Hz
- 静电保护: 4kV 接触放电; 8kV 隔空放电
- 最大消耗功率: 15毫安 3.3 伏
- 运行电压: 2.97~3.63 伏

UART 标准输出接口:

- 1200bps, 9600bps, 57600bps
- 8 bits
- No parity
- 1 stop bit

AC 交流噪音滤波器的配置选项:

- 50Hz
- 60Hz



图 1-1 TGAM 芯片实物图

1.2.2 HC-05 蓝牙模块简述

HC-05 是常用的蓝牙主从一体模块,其成本低廉、支持 AT 命令配置、支持蓝牙透传,具有如下特性:

- 采用 CSR 主流蓝牙芯片,协议标准蓝牙 V2.0;
- 输入电压: 3.6V--6V, 禁止超过 7V;
- 波特率为 1200bps, 2400bps, 4800bps, 9600bps, 19200bps, 38400bps, 57600bps, 115200bps, 用户可设置;
- 带连接状态指示灯, LED 快速闪烁意味当前无蓝牙连接; LED 闪烁较慢表示已经进入 AT 命令模式;
- 板载 3. 3V 稳压芯片,输入电压为 DC3. 6V-6V;蓝牙未配对成功时,电流约 30mA(因 LED 灯 闪烁,模块中电流处于变化状态);配对成功后,电流大约 10mA



图 1-2 HC-05 蓝牙模块实物图

1.2.3 ESP8266wifi 模块简述

ESP8266 是一款 WIFI 串口透传模块,体积小,能耗低,专为物联网应用设计,其内置 32 位 MCU,具有较强计算能力。对本模块可以使用 AT 主从模式开发,也可以在其中烧录 FreeRTOS 进行嵌入式系统开发。

ESP8266 可应用于各种场景,如智能家居、工业控制、智能交通、智能设备等物联网领域。

其具有如下特性:

- ・・支持无线 802.11 b/g/n 标准
- · 支持 STA/AP/STA+AP 三种工作模式
- · · 内置 TCP/IP 协议栈, 支持多路 TCP Client 连接
- · 支持丰富的 Socket AT 指令
- ••支持串口/通用数据通信接口
- • 支持 SmartLink/airkiss 功能
- • 内置 32 位 MCU, 可兼作应用处理器
- · 3.3V 单电源供电

在本文的系统设计中,将选用第三方厂商的 esp8266 模组(自带底板),使用第三方云服务器实现脑电信号的云控制。

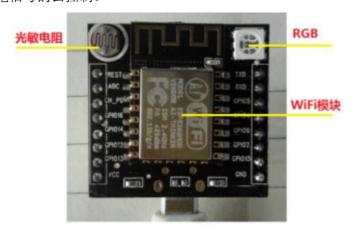


图 1-3 ESP8266 模块实物图

1.2.4 ET-iLink 云平台简述

ET-iLink 系统是易通星云帮助开发者快速将设备进行智能化改造"而提出的解决方案,它为用户提供成熟稳定、可管可控的"软硬云"全套解决方案。

ET-iLink 为开发者提供开放的云平台、SDK 软件开发包和 HDK 硬件开发包,通过简明 易懂的 DEMO 程序与开源项目,最大限度降低了物联网开发的技术门槛,降低研发成本,提升产品投产速度,帮助开发者更好的进行智能化改造,服务最终消费者。

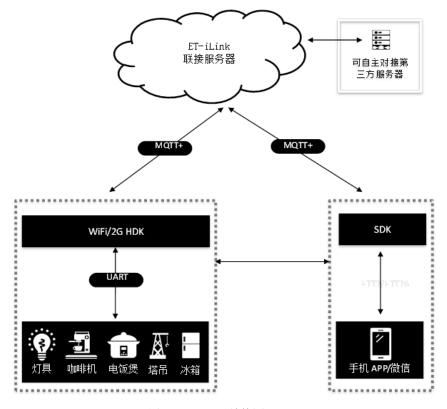


图 1-4 ET-iLink 结构图

其具有以下特性:

• 安全性

数据云端加密存储,可提供端对端加密,保证数据绝对安全

- 快速接入
- 30 分钟快速接入, 8 小时完成系统联接通道开发
- 行业积累深厚

200+企业客户验证,5W+社区开发者

• 高可用平台

SLA 99.99%, EB 级海量数据支持, 弹性可伸缩架构, 保证消息必达

• 专业服务

提供完整的开源方案,简单易懂的 DEMO,降低研发成本 专业方案架构团队支持,提高产品开发速度

• 开放性

开放的云平台、SDK 软件开发包和 HDK 硬件开发包

帮助硬件厂商实现一站式智能化服务,服务最终消费者.

在本系统中,我们使用开发快平台(www.kaifakuai.com)的免费 ET-iLink 云服务器 实现 android 端与控制 MCU 端的云通信。

1.2.5 STC89C51 单片机简述

89C51 单片机是常用的单片机控制芯片,具有几十年的业界应用经验。其可靠性高,资料手册完善,应用场景丰富,在信息技术飞速发展的今天,这款古老的芯片仍然具有极强的生命力。

在本次开发中,使用经典的 kei1C51 的 IDE 进行程序的编写,使用一个 51 开发板与相应的烧录软件进行程序的烧写。

通过单片机的引脚控制各种外部设备,例如 LCD、LED、红外遥控、步进电机驱动,已有成熟而可靠的应用案例与经验,因此选择 89C51 作为对外设控制的接口。

1.2.6 Android 平台开发简述

Android 是 Google 公司开发的、基于 linux 的开源操作系统,主要使用于移动设备以及越来越多的智能设备(智能手表、智能冰箱、智能电视等)。 开源与完备的开发支持使得 android 在移动互联网时代与即将到来的物联网时代具有极强的市场占有率与生命力。

Android 的系统架构自底而上分为四个层: linux 内核层、系统运行库层、应用程序框架层、应用层。其中 Linux 内核与系统运行库主要由 C 与 C++开发,应用程序层和应用层的开发主要由 java 语言编写。

Android 的主流开发平台有两个,一个是传统的基于 eclipse 的 ADT 插件,另一个是 google 自己开发的 IDE android studio,其通过 gradle 进行打包与构建应用,开发效率大大提高,目前逐渐成为主流的开发平台。本系统中的 android 相关开发都是在 android studio 中构建的。

本文的系统设计中,大部分的计算任务都部署在 android 平台。

图 1-5 android studio 开发平台

2 系统总体架构设计

2.1 用户需求与系统功能

脑机接口技术滥觞于医疗康复领域,随着相关技术的发展,如今在消费级市场也有娱乐应用。相较于科学研究与医疗应用,消费级市场并不需要笨重的 10-20 导湿电极帽,而需要的是简单便捷的可移动脑电采集设备。目前 neurosky 公司的 ThinkGear 脑电采集芯片在消费级市场占有较大市场份额。然而该公司更偏重于 B2B 的商业模式,对个人开发者支持不够。因此对消费级脑机接口领域感兴趣的开发者来说,一套成熟可实现的平台与框架是大有帮助的。因此基于这一客观需要,我设计并开发了这套基于 TGAM 模块与 android 框架的全套软硬件平台。平台分为脑电采集层、算法处理层与控制应用层,软硬件平台的基础设施如蓝牙传输、协议解析、波形显示、脑电数据存储与读取以及云端通信等可以大大方便在此基础上二次开发。对脑机接口领域感兴趣的研究者可以直接开发并部署算法模块,实现自身研究与应用需求。因此本平台的特性与功能如下:

• 开源

- 高度可拓展性
- 实现脑电数据蓝牙传输、数据包结构解析
- 实现脑电数据的可视化与存储读取
- 实现脑电信号的云端控制
- 实现眨眼识别与左右手运动想象分类的两个算法示例模块

在平台搭建成功的基础上,可以进行实验与应用,例如:通过眨眼睛来控制云端 led 灯 的色彩切换,通过想象左右手运动来控制云端 lcd 的文字显示。

2.2 系统组成

本系统平台涉及软件、硬件与算法,可划分为三大层次: 脑电采集层、算法处理层、控制应用层。在每个层面上开发者可部署自己的模块,实现自己的需求。在本系统中,脑电采集层部署了以 TGAM 模块为硬件采集核心、以 android 平台为数据解析与可视化中心的脑电采集模块。在算法处理层,实现了眨眼识别与左右手运动想象分类的脑电识别模块。在控制应用层,通过对 esp8266WIFI 模块的嵌入式开发与 ET-iLink 云通信开发,实现了远程控制(云控制)led 灯的色彩切换与 1cd 远程显示。

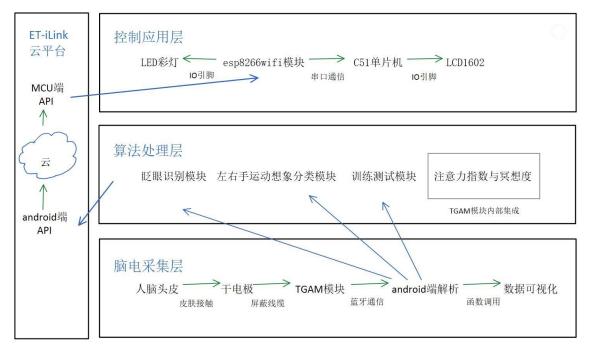


图 2-1 抽象层级架构

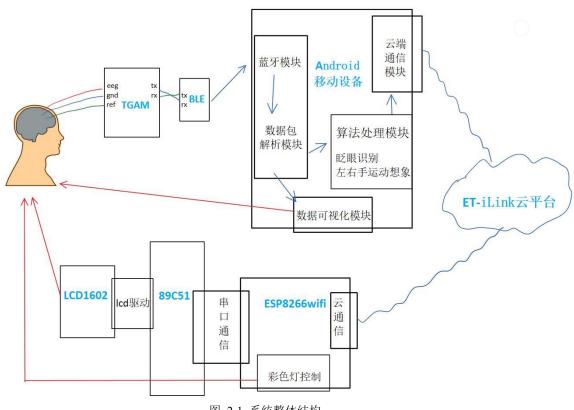


图 2-1 系统整体结构

3 脑电采集层的设计与实现

3.1 硬件电路的设计与实现

采集层的硬件部分主要包括: TGAM 模组、电极、蓝牙模组。根据 TGAM 的 datasheet,应当将三个电极分别与采集口,接地口,参考口相焊接,其中采集口与参考口需要用屏蔽线缆与电极相连,屏蔽铜丝也应与采集口和参考口旁边的屏蔽口相焊接,以便芯片自身收集干扰信号进行去噪。TGAM 模块与蓝牙模组需进行串口连接,实现蓝牙透传。虽然 TGAM 芯片提供商未曾提供芯片内部原理说明,但很有可能这是某种通过采集电极(EEG 电极)与参考电极(REF 电极)进行的差分放大电路,内部进行了信号放大、去噪、A/D 转换等工作。

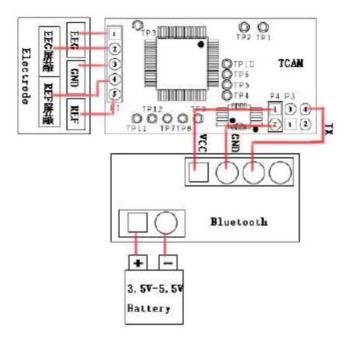


图 3-1 采集模块电路简图







图 3-3 最终物理成品(未接电源)

3.2 软件逻辑的设计与实现

3.2.1 蓝牙通信模块编写

采集模块的蓝牙通信分为两个部分,一个是与 TGAM 模块相连接的蓝牙模组的配置,另一个是 android 端的蓝牙数据获取模块。蓝牙模组的配置需要通过串口烧写进入 AT 模式对模块命名、设置配对码。Android 的蓝牙模块的编写需要使用平台的 API,首先获得 BluetoothAdapter 对象,并调用其 getRemoteDevice 方法,传入蓝牙模组 MAC 参数,并设置 UUID 为标准蓝牙串口 (SPP)。如此获得与蓝牙硬件模组建立连接,取得 BluetoothSocket 对象,以类 socket 模式与硬件蓝牙模组传输数据,在后台线程中不断的取出输入数据流以待解析。实现了 android 端与硬件蓝牙模组的通信链路的建立。

3.2.2 数据包结构的解析模块编写

3.2.2.1 数据包结构与格式

取得传输数据后需要从中解析出有效数据。查阅 TGAM 模块开发文档,获得其数据包结构格式如下解释:

数据包的结构如下:

数据包是以异步的串行字节流发送的。任何支持 UART 串口的应用都可以获取并解析数据包,例如蓝牙 SPP 设备、上位机等。

每个数据包的总体结构为[包头部][数据负载][校验和],[包头部]中包含两个同步单元与一个包长度单元,也即:

[包 头 部][数据负载][校验和]

[同步字节] [同步字节] [包长度] [负载....] [校验码]

其中[同步字节],[包长度],[校验码]均为单字节。[负载···]为变长单元,长度为 1-169 字节。

以下展开各部分的具体结构与内容。

• 包头部:

组成部分: [同步字节] [同步字节] [包长度]

两个[同步字节]为同步信息,用来同步数据包的获取以标识新收到的数据包,同步字节 具体值为 0xAA。虽然存在数据负载中也存在两个相邻的 0xAA 字节的可能,引发潜在的同步 混乱,但可以通过校验和实现这种情况的排除。[包长度]的值为[负载···]单元的长度,其取 值范围为 1-169。超出了该范围意味着数据错误,应当丢弃该包。总的数据包长度为[包长 度]+4。([负载]长度+4 个单字节单元)

• 负载校验和:

[校验码]用于确认数据负载的完整性。从而尽量避免出现数据误差的情况。

校验算法如下:

- 1. 对[数据负载]单元中所有字节进行相加
- 2. 取总和的最低的 8 位
- 3. 对低 8 位执行位相反操作

对脑电数据包的解析模块(parser)必须实现以上的校验算法得出校验和,然后将其与 [校验码]单元进行比较。若两者不一致,则整个数据包无效,将其舍弃。

• 数据负载结构:

校验成功后,即可解析[数据负载]单元。[数据负载]为变长单元,其中含有若干个不同类型的数据值。每个数据值由<数据行>单元包装。每个<数据行>包含该数据值的类型信息,长度信息,与具体数据值。因此应从[数据负载]单元中依次解析每个<数据行>,对每个<数据行>解析获得有效数据。

〈数据行〉格式如下:

([拓展码]...) [标识码]([值长度]) [值...]

其中[拓展码]的字节数量可能为0或更多,[值长度]的字节长度为0或1

〈数据行〉以 0 或若干个[拓展码](0x55)单元开始。[拓展码]的数量标识拓展码的等级。[拓展码]与[标识码]单元一起标识〈数据行〉包含的数据类型。因此解析器计算出[拓展码]的数量即等级,并与[标识码]结合计算出数值的类型,并以此得知数据值的长度,从而开始解析数据值。

例如,当<数据行>以0开头,即拓展码0级,[标识码]0x04表明本<数据行>包含的是eSense专注度指数。查询可知[值..]单元的字节长度为1,即可解析出有效数据值。

如果[标识码]单元的值在 0x00 和 0x7f 之间,则[值…]单元为单字节,且不存在[值长度]字节,[标识码]后紧跟[值…]单元。如果[标识码]单元的值大于 0x7f,则[标识码]后紧跟[值长度]单元,其值为其后[值…]单元中的字节数量。

3.2.2.2 通过状态自动机解析数据

如上可知,TGAM 数据包格式较为复杂凌乱,因此采用状态自动机的思想绘制有限自动机(DFA),便于程序编写。

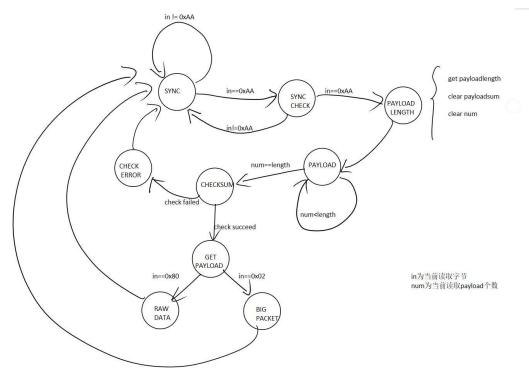


图 3-4 协议解析自动机

根据文档的语义,首先画出自动机。再根据自动机进行程序的程式化编写,大致逻辑为: While(in != null) { //不断读取蓝牙传来的字节

根据自动机进行数据包结构解析,可以更为严谨清晰,避免产生 bug。

3.2.3 脑电数据的可视化模块

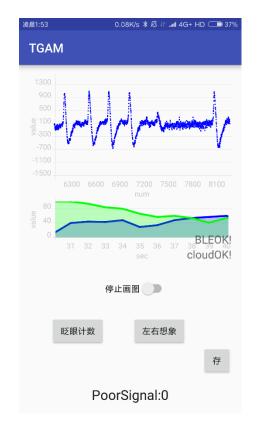
解析了有效数据后,获得了 rawdata、eSense、poorSignal、各波段(alpha、beta、gamma)

等值。考虑到在 UI 中并无必要将各波段每秒钟的幅值可视化,因此本模块将最重要的原始 脑电数据、eSense 数据(包括当前专注度与当前冥想度)、信号质量数据(poorSignal)这 四者进行可视化。其显示逻辑如下:

- 使用 android 平台的自带 textView 控件对当前信号质量进行显示(即 PoorSignal),因为用户无需关心过往信号噪音,只需关注当前信号质量从而对采集佩戴设备进行调整。
- 采用开源控件 helloCharts 实时展示原始脑电数据 (rawdata) 的波形图。实现自动调整视窗、可平移滑动视图等显示需求。
- 采用开源控件 helloCharts 实时显示专注度 (attention) 与冥想度 (meditation) 折线, 在折线下填充半透明区域,专注度曲线及其区域为绿色,冥想度曲线及其区域为蓝色。如此 设计可以更醒目的表达当前采集者的注意力集中情况与放松程度及其趋势走向。

值得一提的是,helloCharts 开源控件本意其实是一个静态的展示折线曲线表格的 view 控件,本身不支持动态实时的曲线显示,而 github 上并无开源的 android 平台的实时曲线 控件轮子。因此在小心翼翼的避免了动态绘图的并发问题后,仍然遇到了棘手的绘图性能问题。在未曾优化的前提下,只需 20 秒钟左右对 rawdata 的波形绘制便会出现闪屏,卡死等性能 bug。因此需对此进行简单的优化处理:

- 不采用线段与线段分别绘制并连接的方案,而是每次绘制都从所有存储的点中画图,因为 前者会导致莫名的并发问题。
- 每收到 50 组数据才进行绘制, 大约 0.1s 绘制一次。
- 不需要绘制曲线,直接绘制点数据,512HZ的采样率足够可视化连续波形。
- •每隔 10000 组数据清除所有的点数据组,重新绘制新的图像,约 20s 刷新一次。 最终达到了需求的性能要求。



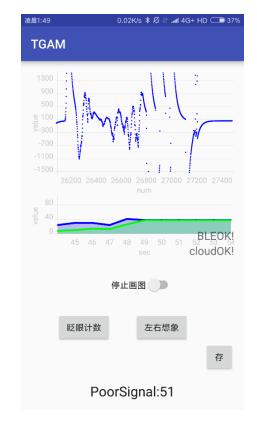


图 3-5 数据可视化模块(连接良好时)

图 3-6 数据可视化模块(接触不良时)

3.2.4 脑电数据的存储模块

为了便于算法的研发与测试,对脑电数据的存储并离线训练是有必要的,因此需要实现脑电数据的存储模块。尤其是在进行机器学习的模型训练时,应当上传训练与测试数据至上位机(PC 机),在 PC 机上训练出模型,然后再部署模型在 android 移动端进行分类与识别。

对脑电数据存储模块的实现,有如下两种方案:

- 通过 SD 卡实现数据的存储与传输。当按下开始记录的按钮之后,每获得一个原始数据与 poorSignal 或 eSense 值时,都将其加入各自的 ArrayList 中。直到按下停止记录时,采用 java 的对象序列化技术,将 ArrayList 序列化,并写入 SD 卡根目录下的 eeg 文件。当 PC 端或 android 端读取时,只需使用通过传输该文件(USB, 网络端口等)并使用 java 语言读取该文件并将将其反序列化即可获得 java 对象,并进行分析与测试。
- 通过云剪切板实现 android 脑电采集端与 PC 训练端的数据传输。剪贴板是指在剪切或复制字符之后,系统将其缓存的位置。使用 MIUI 系统的 android 设备拥有云剪贴板功能,也即在 android 端剪切复制的内容可以自动云传输至 PC 端的小米云服务助手。利用这一特性,可以十分简洁而高效的传输脑电数据。只需三行代码即可实现繁琐的数据传输操作,首先通过 getSystemService (Context. CLIPBOARD_SERVICE) 获取剪贴板管理器对象,然后创建传输的字符串并写入剪贴板数据对象,最后通过剪贴板管理器写入剪贴板数据。如此在 PC端即可自动获取 android 端的数据。本方案灵感来自于淘宝 APP 的淘口令。

第一种方案的逻辑最符合直觉,但在具体实现与操作中存在繁琐的问题。例如在 android 的 API23 以上,对 SD 卡的文件读取需要动态申请权限,而且一些系统的根目录权限只有在 root 后方可开放。并且实现后也必须反复拔插 USB 传输线或调用文件传输软件进行数据上传。而在第二种方案中只需三行代码便实现了移动端与 PC 端的数据传输,极为便捷。因此选用第二种方案作为脑电存储模块的实现。



图 3-7 存储数据的部分被标记为红色



图 3-8 通过 MIUI 云剪切板巧妙实现数据传输

3.3 采集过程中常见噪音甄别

人也是系统组成的一部分,为了采集到信噪比高的脑电信号,采集者应避免如下噪声。 其一是避免由肌肉运动引发的肌电噪声,无论是咬牙、讲话、手臂微微运动,都会引发 巨大的噪声。因此这要求被采集者在脑电采集时,不得随意运动肌肉,尽量保持舒缓放松。

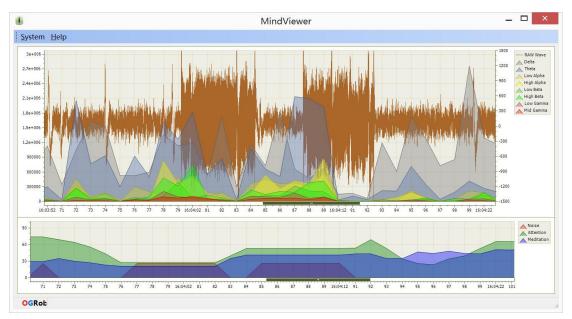


图 3-9 手臂抬动引发的两次噪声

其二是避免使用 AC 进行供电以及电磁干扰, 脑电信号极为微弱, 50HZ 的交流电频率会给脑电采集带来不稳定的噪声,同时也要避免采集系统处于较强的电磁环境中。

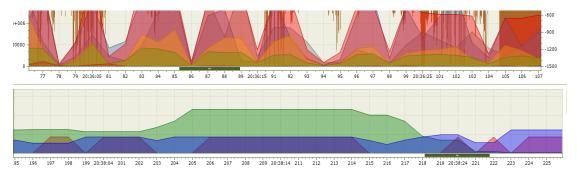


图 3-10 疑似由 AC 引发的伪迹

4 算法处理层的设计与实现

4.1 眨眼信号的识别

4.1.1 眨眼信号的特点

眨眼信号的来源是眼电,实质是肌肉运动产生的电信号,相比于微弱的脑电信号,眼电作为常见的一种伪迹,幅值远远大于脑电的幅值,而且能量主要集中在低频段,这严重影响了脑电基本节律波中的 δ 波 (0.5-4Hz) 和 θ 波 (4-8Hz)。为了消除眼电伪迹的影响,在临床上,通常将含有眼电干扰的脑电数据段舍弃掉。在科研中,对眼电伪迹的去除具有各种算法。

通过对大量数据的观察,得知眨眼信号具有如下特征:极短的持续时间(0.1-0.5s),较大的方差,明显的波峰与波谷。

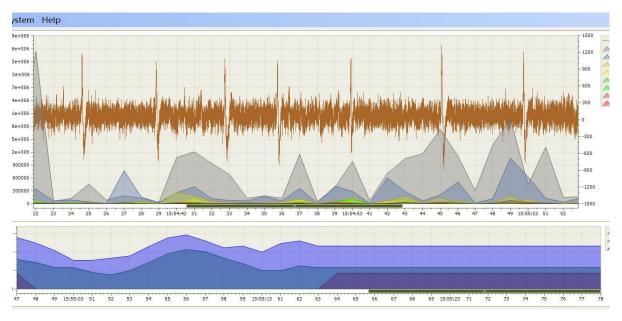


图 4-1 明显的眨眼信号

4.1.2 简单的识别算法

在这里尝试使用一种基于数据观察而得到的简单实时识别算法。

- 1) 构建一个容量为 512*x 的 rawdata 队列 Queue//采样率 512HZ, 512*x 为 x 秒间隔内数据
- 2)读取 rawdata, 填满 Queue, 并且实时计算最大值 Max 最小值 Min 绝对平均值 ABS Avr
- 3) 判断(Max-Min)>(阈值) //阈值为参数, 可取定值或变量
- 4) 若是,则判断存在眨眼信号,对其计数,并清空 Queue,重复步骤 2),3)
- 5) 若不是,则Queue 出队一个,再读入新的一个rawdata,并重新计算Min, Max与ABS Avr,

然后重复步骤3)

根据数据统计和参数调试,当 x 取 0.3 时、阈值取 1300 至 1700 时,准确率较高,则阈值取其均值为 1500。或者阈值取 ABS Avr*3+1000 时,也可取得较高的准确率

本算法时间复杂度为 0(n), 空间复杂度为 0(1), 其中 n 为 rawdata 个数,可以轻松实现实时识别,当阈值的取值与 ABS_Avr 存在相关性时,具有一定自适应能力,并且可显著降低误判率(实际并未眨眼,算法判定为眨眼)。

对 50 组眨眼信号进行测试,当 x 取 0.3,阈值取 1500 时,准确率为 44/50(94%),误判率(实际并未眨眼,算法判定为眨眼)为 4/50(8%)。阈值取 ABS_Avr*3+1000 时,准确率为 48/50(96%),误判率为 1/50(2%)。因此,本眨眼识别模块的阈值参数取 ABS avr*3+1000。

4.2 左右手运动想象的脑电信号识别

4.2.1 运动想象脑电信号的本质与特点

左右手运动想象引发脑电信号的变化,这归属于 ERS/ERD 现象。ERS/ERD(事件相关同步/去同步)指的是受试者在运动或者运动想象前后及过程中,大脑在某处、某频域、某时域产生特定的电信号现象。以左右手运动想象为例,神经科学表明,当受试者想象左手运动时,其同侧(左侧)C3处的运动皮层 mu 节律(9-13HZ)与 beta 节律(18-22HZ)会产生明显增强(事件相关同步 ERS),其对侧(右侧)处的C4点同频带会产生明显下降(事件相关去同步 ERD)。根据这一特性,可以实现对这一脑电特征进行分类识别,以达到仅仅通过想象左右手运动来控制物理世界的左右运动。

左右手运动想象产生的脑电信号具有时限性与频限性,因此在进行特征提取前,首先必须对其进行无关噪声的过滤(如眼电伪迹)以及对敏感频带的带通滤波,提取出有效信息。

4.2.2 单通道环境下的挑战与尝试

如上可知,左右手运动想象的分类识别最重要的特征是其能量特征,如果具有两个脑电 采集通道 C3,C4点,可以直接提取出其功率谱,并取运动皮层频带能量 (9-13HZ),以左右 两个点的能量特征进行二维向量的分类,甚至是直接做差值比较大小即可进行简单而有效判 断识别。这是最简单也是最易于理解的方案。然而本系统采用的是 TGAM 单通道脑电采集芯 片,这意味着只允许采集一侧的脑电信号,难以实现将左右侧的能量特征进行比较进而分类。

4.2.3 数据的采集与预处理

为了实现分类模型的训练,需要采集50组左右手运动想象脑电数据,采集流程如下:

- 保持环境的安静与稳定,受试者平稳的坐在椅子上,记录其 7 秒内平稳无任务状态下的脑电数据
- 眨眼睛放松一下
- 第 10 秒时,出现声音提示,受试者观察屏幕前随机出现的左右箭头,根据其进行左 手或右手的运动想象
- 在第 11 秒至 30 秒时,记录受试者在运动想象的脑电信号。
- •休息 10 秒钟后,进行下一次采集

对数据采集成功后,需要对其进行预处理。首先是对其进行眼电伪迹的去除,在这里不进行去除眼电伪迹算法的研究,而是直接用上文中简单的识别算法进行判定,若是在有效数据采集时间内存在眨眼行为,则弃用该段数据。

其次是需要对数据进行带通滤波处理。神经科学表明,在想象运动时,运动皮层会出现特定频段的变化。因此需要对其提取 8-30HZ 的频率。这就要求设计一个带通滤波器。脑电信号是非平稳信号,因此只有通过时频域分析才能更好的提取特征。

常用的数字滤波器有 IIR、FIR 等,但需要通过 matlab 中的函数进行相关系数的计算。 这里实现一个易于理解的滤波器,并顺带实现对采集信号的时频域分析,方案如下。

- 通过离散快速傅里叶变换 DFT 对采样数据进行时域到频域的转换。
- 对目标频率外的频带置 0
- 通过离散快速傅里叶逆变换 iDFT 对其还原为时域信号

为实现该滤波器,必须深刻理解离散傅里叶变换。

DFT 离散傅里叶变换公式如下:

$$X_{u}[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-\frac{2j\pi}{N}kn}$$

iDFT 逆傅里叶变换如下

$$X[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X_u[k] e^{\frac{j2\pi}{N}kn}$$

快速离散傅里叶变换要求输入时域信号的个数为底数为 2 的正整数次方。在脑电采集层 512HZ 的采样率下,为了满足实时处理的要求,对 DFT 的输入数据个数也即输入窗口大小存在如下选择:128(0.25s),256(0.5s),512(1s),1024(2s)。不同的窗口大小将会导致输出频带的不同分辨率,其原理为:输入时域数据后,将得到相同个数的频域数据,且每个频率数据之间的频率间隔为(采样率/窗口大小)。例如采样率为 512HZ,输入时域数据为X[256],则在变换后的频率数组X_u[256]中,X_u[0]代表 0HZ 频率(也即直流量),X_u[1]代表 512/256*1即 2HZ 频率,X_u[256] (假使存在实则不存在)代表 512HZ 频率。显然的,当输入数据个数越多时,其频率分辨率越高,当数据个数与采样率一样大小时,其频率分辨率为 1HZ。而另一方面,越大的数据量要求更高的采集时间,这会导致频带变化的时间分辨率下降以及增加分类识别系统的响应时间。基于两方面考虑,选取输入数据个数也即窗口大小为定长 256,滑动长度为 256 也即无重叠部分,频率分辨率为 2HZ。

为了实现数据时频域与滤波前后的可视化,便于直观观察预处理效果,在 android 设备端设计并实现了一个信号测试模块。

测试模块界面由显示界面与设置框组成,显示界面由原始脑电波形图、信号频谱图、带通滤波后波形图组成,采用前文实现的脑电数据存储模块实现数据的传输。设置框可以设置窗口的大小也即 DFT 的运算数据长度,以及需要的带通滤波上下限。测试模块初始状态为原始数据的显示,本段数据的频谱以及通过 DFT 并 iDFT 变换回来后全通滤波情况。

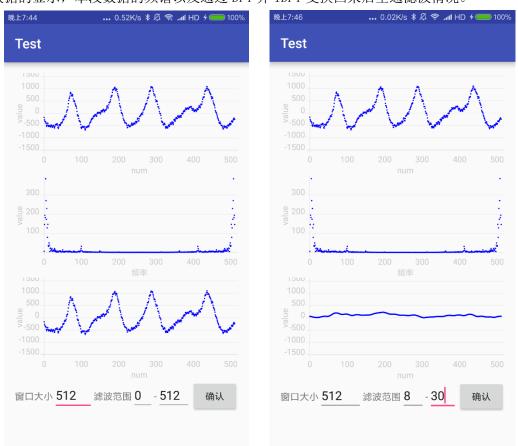
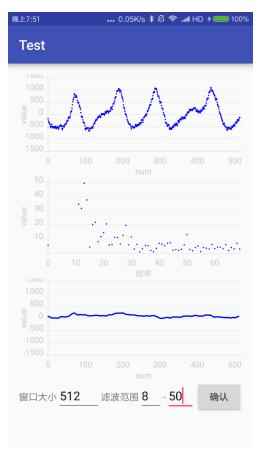


图 4-2 眨眼信号的原始数据、频带以及 DFT-iDFT 后波形

图 4-3 8-30HZ 带通滤波后波形 (最下图)



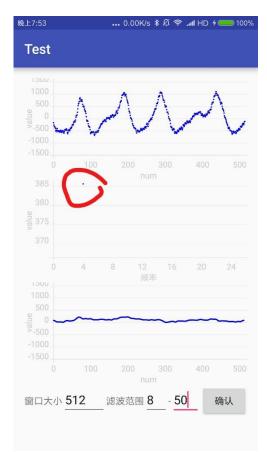


图 4-4 对频带界面的放大观察

图 4-5 4HZ 的频带波峰/红圈标注(即为眨眼频率)

测试一组眨眼特征明显的脑电数据进行预处理算法的检验(如上)。图 4-2 测试了通过DFT-iDFT 变换验证滤波的准确性,如图所示,原始数据经过DFT 与 iDFT 后,波形数据与原始数据一致,证明了算法的可行性与程序编写的准确性。图 4-3 测试了 8-30HZ 的带通滤波,可以观察到低频率的眨眼信号已被过滤。图 4-4 放大了频谱图,观察可知其频谱能量集中在10-30HZ,10HZ 内的能量虽然极大,但并非由脑内神经活动产生。图 4-5 继续放大频谱图,观察到一个远远高于其他频率的极大频率幅值点(红圈标注),其为 4HZ。显然的,该频率由眨眼产生。如原始波形图所示,本次测量窗口长度为 512,也即 1s 内的采集数据。肉眼可以观察得 1s 内共有 4 次眨眼波形,这与频谱内的 4HZ 极大幅值点相吻合。如上测试验证了DFT-iDFT 变换构造滤波器的可行性,并可以更直观的观察到预处理的效果。

传统傅里叶变换的实际复杂度为 0 (n²),快速傅里叶变换通过对称性实现了优化,时间复杂度为 0 (n*logn),可以满足实时处理的需求。

经过如上对数据的预处理,实现了简单的时频域分析,可以获取脑电数据在 8-30HZ 数据的时域数据,也可以获取频带随时间的变化信息,其本质是最初等的短时傅里叶变换。

4.2.4 特征提取与特征选择

特征的提取要与领域内的知识相结合,才能更取出更有物理含义更有代表性的特征。由上文可知,想象左右手运动时,同侧 ERS,对侧 ERD,因此首先考虑对其能量特征进行判断。

这里从两个方面考虑其能量特征,能量平均提高率与能量瞬间变化率。

对能量平均变化率我的定义是,在同样长度的时间窗口内,测试脑电数据的能量与平稳 状态下的脑电数据的能量比值。即为

对能量的计算,采用对各采集点幅值的平方累加。即为

$$E_AvrChg = \sum_{i=1}^{n} X_Test[i]^2 / \sum_{i=1}^{n} X_Calm[i]^2 *100\%$$

由此求得同样时间窗内,想象左右手运动时能量相较于平稳状态时的变化比率。

对能量瞬间变化率我的定义是,首先对信号进行小时间窗的划分,约 0.2s 即 100 组数据(采样率 512HZ)划分为一个时间窗。然后计算前后两个小时间窗内能量的比率,计算方法如上。窗口的滑动长度为 0.02s 即 10 组数据。然后找出本段脑电数据内最高或最低的能量瞬间变化率作为特征。

$$\texttt{E_upPeak} \; = \; \texttt{MAX} \left(\sum_{n+10}^{n+110} X[i]^2 \, / \, \sum_{n}^{n+100} X[i]^2 \, , \, 0 < =_n < =_N \right) * 100\%$$

$$E_{\text{downPeak}} = \min \left(\sum_{n=10}^{n+110} X[i]^2 / \sum_{n=100}^{n+100} X[i]^2, 0 \le n \le N \right) *100\%$$

能量的平均变化率反应了在进行想象左右手运动时,同侧的脑电功率会增加。能量的瞬间变化率反应了在从平稳状态切换至想象运动时,脑电功率出现波峰(ERS)或波谷(ERD)的现象。两者结合作为特征值可以更好的反应在运动想象时脑电信号的能量特性。

除能量特征外,还可对其中的信息特征进行提取。例如可以使用样本熵算法提取其产生新模式的概率。由于能力与精力有限,本文只采用以上三种能量特性作为特征向量。

4.2.5 分类器

对采集到的50组已标签的数据,我们选取35组作为训练数据,15组作为测试数据。

对监督式小样本的低维数据分类可以采用 SVM 实现。SVM 是统计学习理论的具体实现,,最大的特点是具有结构风险最小化原则,不仅要求最优的分类面无错的分开,而且要求类间间隔最大,从而保证真实风险最小。SVM 算法中重要的一点在于其核函数的选择。Andrew NG 提出了 SVM 核函数选择的基本思路:核函数的选取与特征的数量相关:特征的数量较多,与样本的数量一个数量级,则选用线性回归算法或者是线性核的支持向量机。若特征的数量较小,样本数量一般大,则选用高斯核。若特征数量较小,但样本数量很多,此时应人为添加特征变成第一种情况。根据该思路,选择高斯核也即 RBF 核作为核函数。在具体实现上,考虑到训练模型需部署在 android 平台,因此使用台湾大学开发的 libsvm 开源库的 java 版本进行训练。

训练命令与参数如下:

Java - classpath libsvm. jar svm_train - s 0 - t 2 - g 0.3 - b 1 train. txt 其中-s 0 选取 svm 类型为 c-SVC, -t 2 选取核函数为 RBF 核, -g 0.3 设置核函数中 gamma 参数为 0.3, -b 1 设置模型可输出判断概率。

预测命令与参数如下:

Java - classpath libsvm.jar svm_predict - b 1 test.txt train.model out.txt 最终输出的准确率为60%(9/15)。

4.2.6 算法的改进空间

60%的准确率并不是很理想,因为以上算法还有很大改进空间。从数据采集上来说,应该尽可能采取更广泛的人的脑电数据,并且设计更科学合理的采集步骤,比如合理设计采集时间,采集电极置于 C3 处而不是本文使用的 FP1 处等。从数据预处理上来说,应该设计单通道下眼电伪迹的去除算法而不是简单的将本样本丢弃。神经科学与实验数据表明,不同的人在想象运动时,引发的频带功率变化具有个性化。因此相较于粗暴的选择通用宽泛的 8-30HZ 频带,自适应个性化的频带选取算法可以取得更高的信噪比。除此之外,还应该尝试对数据进行归一化与正则化,或许可以取得更好的效果。带通滤波器的设计也存在问题,傅里叶变换需要较多的数据点,因此基于 FFT 与 iFFT 的带通滤波器需要更多的数据点采集才能进行带通滤波,这就要求系统更慢的响应与判断时间。从特征提取来说,通过幅值的平方累加计算平均能量比率与瞬时能量变化比率作为特征略显简单,或许使用功率谱估计可以取得更有效的特征。从分类器设计来说,目前没有实现对用户空闲状态的判断,对此应该设计一个可以显示左右分类判断概率的支持向量机,如此可以从概率的角度判断采集者是否处于空闲状态。

5 控制应用层的设计与实现

5.1 硬件电路的设计与实现

脑电控制模块的硬件设计部分,主要实现以 esp8266 为 MCU 的 M320I 模块与 STC89C51 单片机进行串口连接通信,以及 C51 单片机与外部设备的线路连接。

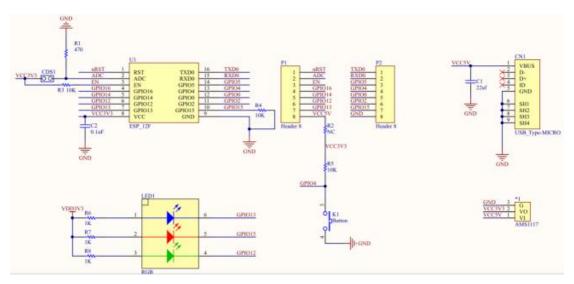


图 5-1 M320I 模块内部电路

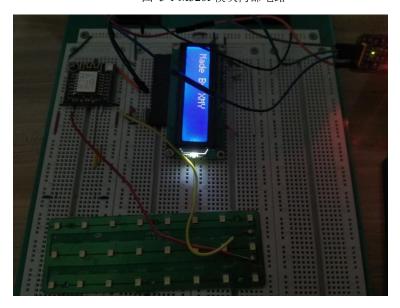


图 5-2 硬件实物图

5.2 软件逻辑的设计与实现

软件逻辑分为四个部分: android 端的 ET-iLink 云通信、M320I 模块嵌入式开发与云通信、M320I 与 C51 单片机的串口通信、以及 C51 单片机对外部设备的控制逻辑。

5.2.1 android 端的 ET-iLink 云通信开发

依托于 ET-iLink 云开发平台,可以实现 android 端对 WIFI 模块端发出云控制命令。首 先在该平台注册账号以及激活一个 APPkey 获得云通信的权限。在 android 端,接入云服务 供应商提供的 android—SDK 的 API,在设定好通信双方的标识 id 即 UID 后,即可发起点对 点透明通信。通信模型为经典的 socket 模型,便于开发。Android 端只负责控制数据的输

出,不进行输入。



图 5-3 ET-iLink 云服务平台架构

5.2.2 M320I 模块的嵌入式开发与云通信

M320I 模块的核心为 esp8266, 其 MCU 为 32 位微处理芯片, 具有较强大的计算资源。对这块模块进行嵌入式开发, 需对其烧录 FreeRTOS 系统。FreeRTOS 的编译只能在 linux 下运行, 因此需在虚拟机环境下编译固件程序。在编译成功后, 从虚拟机中取出编译好待烧录的固件, 将 M320I 模块与上位机串口连接, 下拉其 GPI00 引脚进入烧录模式(工厂模式), 使用厂商提供的烧录软件进行固件的烧写。至此, 以后每进行 MCU 端程序的烧写都需进行如上操作: 编写程序、虚拟机中编译、下拉引脚、烧写程序。

实现云通信开发,需在其中用户程序入口引入 U-SDK,填入 UID,与 android 端点对点传输数据。MCU 端(WIFI 模块端)只负责数据的输入,不对 android 端输出数据。除程序之外,还应对其烧写与其连接的 WLAN AP 的名称与密码,使其得以连接互联网,连接 ET-iLink 云服务器。

名称	管脚	功能
RST	1	外部复位管脚,低电平复位
ADC	2	模拟电压检测口,外接光敏电阻
EN	3	芯片使能, 高电平使能, 默认接 3.3V
GPIO16	4	普通 IO 口
GPIO14	5	普通 IO 口
GPIO12	6	IO 口,接 RGB 的绿灯
GPIO13	7	IO 口,接 RGB 的蓝灯
3.3V	8	电源正
GND	9	电源地
GPIO15	10	IO 口,接 RGB 红灯
GPIO2	11	ІО 🗆
GPIO0	12	悬空: Flash Boot 工作模式; 下拉: 串口下载模式
GPIO4	13	ІО 🗆

GPIO5	14	ІО 🗆
RXD	15	UART0 接收
TXD	16	UART0 发送

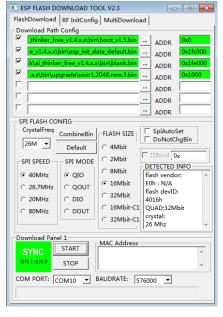


图 5-4 烧录程序界面图

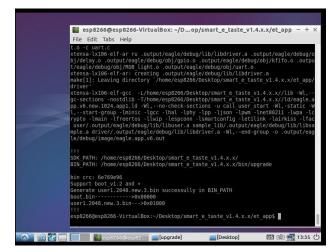


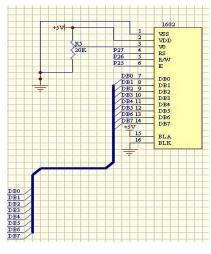
图 5-5 虚拟机中编译固件

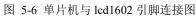
5.2.3 M320I 模块与 C51 单片机的串口通讯

M320I 模块虽具有 WIFI 连接与较为强大的计算资源,但自身引脚数目不多,因而在驱动外设时,使用传统的 51 单片机实现更为方便。这就要求实现 M320I 模块与 51 单片机的串口通讯。在硬件连接上,需要将各自的 RX、TX 引脚交叉连接。在软件编程上,M320I 端以4800 波特率输出 ASCII 码,每发出一个字符休眠 50ms 防止 51 单片机处理不及漏传字符。在 51 单片机端,通过编写中断入口程序实现读取串口数据。

5.2.4 89C51 单片机对外部设备的控制逻辑

在这里外部设备通过简单的 LCD1602 实现,首先根据 LCD1602 的时序逻辑图了解其显示逻辑,并连接硬件线路。之后根据时序逻辑编写单片机 C 语言程序,在这里不重复造轮子,而是采用现成的函数库实现,在初始化函数 LCD_init()之后便可以直接调用 LCD_write()与 LCD clear()实现 LCD1602 的字符显示与清除。LCD 初次启动时显示为"Made By XMY"。





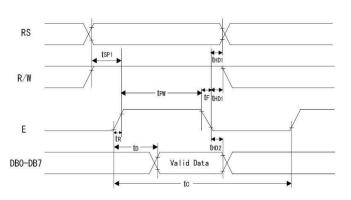


图 5-7 lcd1602 时序图

6 实验、总结与展望

6.1 实验

在平台构建完毕的基础上,可以进行具体的脑电识别与控制的实验应用。

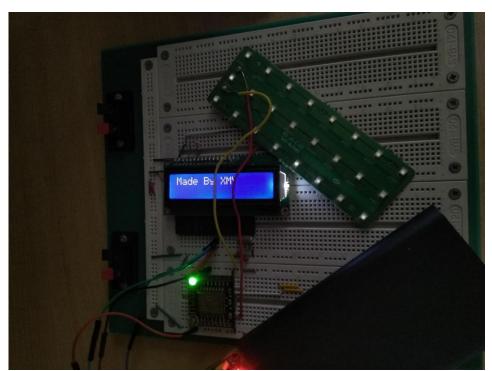


图 6-1 系统初始状态

6.1.1 通过眨眼控制 led 小灯色彩切换

通过实现眨眼模块与云通信模块的连接,脑电采集者可以通过眨眼控制远程(云端)的 彩色小灯色彩切换。每眨眼一次,小灯就换一个颜色。如下图,小灯被切换为蓝色

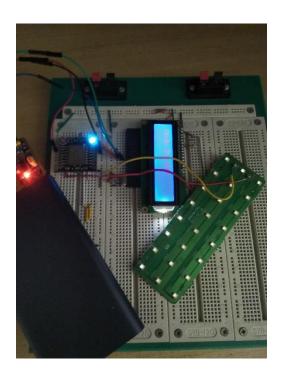


图 6-2 眨眼控制小灯切换为蓝色

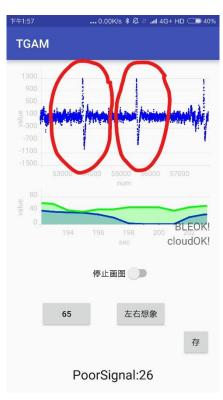


图 6-3 控制信号源-眨眼信号(红线标注)

6.1.2 通过注意力的集中与放松控制灯光的开启与关闭

TGAM 模块传输的数据不仅包含原始脑电数据(512HZ 采样率)、信号噪声指数(1HZ)以及各波段频率(1HZ),还包含 TGAM 模块内部自带的 eSense 算法输出的当前专注度与冥想度(1HZ)。因此可以利用专注度来控制灯光的开启与关闭。简单的控制算法逻辑为,连续 4 秒中内注意力集中度超过 70(范围从 0-100),则开启灯光。连续 4 秒内集中度低于 50,则关闭灯光。

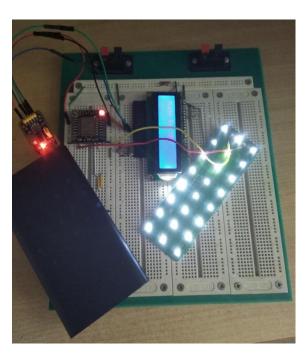


图 6-4 注意力集中控制灯光的开启

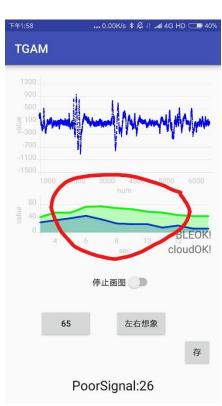


图 6-5 控制信号源-注意力指数(红线标注)



图 6-6 LCD 实时显示当前注意力集中度(Att)、冥想放松度(Med)

6.2 总结

本文搭建了一个单通道下脑电采集、算法识别与云端控制整套软硬件平台。实现了脑机接口领域的物联网应用。在平台构建之上,实现了简单的眨眼识别算法,并尝试解决了单通

道下左右手运动想象异步分类这一挑战。在此基础上,可以实现具体的实验应用,例如通过 眨眼睛来控制云端 led 小灯的色彩切换,通过集中注意力与放松精神来控制灯光的开闭,通 过想象左右手运动实现远程信息传输。

本平台具有很高的拓展性,比如若想尝试进行P300现象或是alpha波阻断现象等实验,可以直接编写相应的算法模块并嵌入平台上,高效快速的进行二次开发。又或者是想通过想象左右手运动来控制红外线机器人的左右行走(本来想自己实现可惜时间有限),只需在控制应用层增加一个红外控制设备即可。

6.3 展望

对脑机接口的研究滥觞于医疗康复领域,如今已四十载有余。随着人工智能尤其是机器学习技术的发展,物联网的普及,这一传统上医疗与科研性质的技术正慢慢应用于消费级市场。针对于消费级的娱乐应用,单通道的脑电采集芯片更符合其应用场景。然而相较于传统BCI领域的研究,单通道下的脑电识别研究较少,相关的研究也很少实现了从理论算法到实际技术再到具体工程的转化,不得不说是一种遗憾。或许只有学术界与工业界更紧密的结合起来,才能更好的让更多的人体会到脑机融合的迷人乐趣。

参考文献

- [1]张爽. 基于左右手运动想象的脑一机接口的算法研究[D].天津大学,2007.
- [2]周鹏. 基于运动想象的脑机接口的研究[D].天津大学,2007.
- [3]李阳. 单导脑电信号伪迹去除算法的研究[D].兰州大学,2014.
- [4]王永轩. 事件相关脑电信号单导少次提取与分类算法[D].大连理工大学,2013.
- [5]李松,伏云发,杨秋红,刘传伟,孙会文.基于左右手运动想象单通道脑电信号的预处理研究[J].生物医学工程学杂志,2016,33(05):862-866.
- [6]左超华. 便携式单导脑电信号采集与处理研究[D].西南交通大学,2016.
- [7]苏振新. 基于运动想象的脑电信号分析研究[D].南京邮电大学,2017.
- [8]叶竞. 左右手运动想象脑一机接口系统的分析与研究[D].重庆大学,2012.
- [9]Yi Zheng. Alarm Device for Fatigue Driving Based on TGAM Module[A]. CRC Press/Balkema、Engineering and Industry Technology Institute (EITI) .Proceedings of the Asia-Pacific Computer Science and Application Conference(CSAC 2014)[C].CRC Press/Balkema、Engineering and Industry Technology Institute (EITI):,2014:4.

致谢

感谢所有能读完本文并看到这里的人,你或许是默默支持的父母,或许是悉心指点的庄伟老师,又或者是朝夕相处的舍友,亦或是同样对脑机接口感兴趣的开发者,当然,也可能是十年之后的自己。

感谢你们!