

一种基于可穿戴式脑电设备的智能家居系统

李逸轩^{1,2}, 李家东^{1,2}, 黄海平^{1,2}, 刘永双^{1,2}

(1. 南京邮电大学 计算机学院; 2. 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘要:脑机接口技术作为一种人与外界交互的新型通信方式,可应用于智能家居系统。设计一套基于可穿戴式脑电设备的智能家居系统,可适用于患有严重运动障碍疾病的患者或残障人士。该系统采用独立向量分析的伪迹去除方法、共空间模式的特征提取方法和支持向量机的分类识别方法,将用户脑电信号转换为指令信号以控制智能家居外设。身体残障的特殊人群通过佩戴脑电设备进行运动想象,即可轻松实现对家用电器的控制。

关键词:脑机接口;独立向量分析;机器学习;智能家居

DOI:10.11907/rjdk.192780

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号:TP319

文献标识码:A

文章编号:1672-7800(2020)009-0115-04



Smart Home Control System Based on Wearable EEG Equipment

LI Yi-xuan^{1,2}, LI Jia-dong^{1,2}, HUANG Hai-ping^{1,2}, LIU Yong-shuang^{1,2}

(1. College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications;

2. High Technology Research Key Laboratory of Wireless Sensor Network of Jiangsu Province, Nanjing 210023, China)

Abstract: Brain-computer interface (BCI), as a new communication method for people to interact with the outside world, can be applied in the realization of smart home systems. Since most of the current smart homes on the market cannot be adapted to patients with severe dyskinesias or the disabled, a smart home system is designed based on wearable EEG equipment. The system uses an independent vector analysis (IVA) method for removing artifacts and compares it with two other methods. Then, based on the feature extraction method of common spatial mode and the classification method of support vector machine, the users' EEG signals are converted into command signals to control the peripherals of the smart home. Special people with physical disabilities can easily realize the free control of household appliances by wearing EEG equipment and motor imagery.

Key Words: brain-computer interface; independent vector analysis; machine learning; smart home

0 引言

目前,智能家居技术在语音控制及手势控制等各方面研究已趋于成熟,并投入市场,但对于患有完全运动性麻痹或严重运动障碍的用户而言,当前产品的适用性不佳。脑电设备作为一种新兴的可穿戴设备,正逐步应用于智能家居领域。脑机接口(Brain-Computer Interface BCI)概念由Vidal^[1]首次提出,初衷是帮助患有严重运动障碍疾病的人实现对外部设备的控制,为其创建一个与外界交互的全新通道。本文设计一套基于可穿戴式脑电设备的智能家居控制系统,主要核心技术是通过受试者头戴便携式脑电

设备采集原始脑电数据集,将采集到的脑电数据在PC上采用独立向量分析方法进行预处理,去除其中的伪迹成分;接着在PC上继续进行共空间模式的特征提取,得到具有较高区分度的特征向量;最后将特征向量导入支持向量机模型中,分类识别出脑电信号以控制外部设备。这种基于脑电设备的智能家居控制系统摒弃了遥控器和复杂的终端控制页面,为行动不便的人群和残障人士等提供了便利。

1 相关工作

如今多种智能家居技术已得到了广泛应用。如Kim等^[2]提出运用手势识别控制智能家居中的窗帘和灯光;Sol-

收稿日期:2019-12-19

基金项目:江苏省重点研发计划(社会发展)项目(BE2017742)

作者简介:李逸轩(1997-),男,南京邮电大学计算机学院学生,研究方向为物联网和传感器技术;李家东(1994-),男,南京邮电大学计算机学院硕士研究生,研究方向为信号处理和身份认证技术;黄海平(1981-),男,博士,CCF会员,南京邮电大学计算机学院教授、博士生导师,研究方向为物联网和传感网技术;刘永双(1992-),男,南京邮电大学计算机学院硕士研究生,研究方向为信号处理和身份认证技术。本文通讯作者:黄海平。

orio 等^[3]通过语音命令和 Web 应用程序进行基于云的半自动化家庭组件开发;Juntunen 等^[4]开发一套基于手势的智能照明管理系统,系统中还包含手势和声音混合控制等多种模式组合。然而,现有大多数智能家居尚不能很好地适用于特殊人群。

在基于 BCI 的智能控制系统中,已能将脑信号直接转换为控制信号,实现 BCI 系统控制功能。脑电信号识别准确率是判断脑机接口系统性能的一项重要指标,研究者们不断提出各种方法以提高识别准确率。如黄婉露^[5]将 CSP (Common Spatial Pattern) 模式与经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 相结合,采用这种联合特征提取方法可得到平均 92%、最高 93.8% 的准确率;Cheng 等^[6]设计一种基于稳态视觉诱发电位 BCI 的快速电话拨号系统,平均识别准确率高达 94.8%。

脑电信号识别的高识别率与高准确率为脑机接口应用于智能家居提供了可能。如 Ramzan 等^[7]提出通过 BCI 识别神经网络进行身份验证,从而将其应用于认证系统;Wanzeng 等^[8]将 BCI 应用于脑中风康复设备,让用户通过思维控制设备运动,为脑卒中患者提供了运动损伤康复的新途径;Shukla 等^[9]将 BCI 与线性判别分析方法相结合应用于智能家居,并取得了高于其它分类器的准确率;王传耀^[10]将语音混合信号采用盲分离方式分离出来,并重点比较了 ICA 与 IVA 的优缺点,证明了盲分离技术的可行性。结合以上案例,本文设计一种基于可穿戴式脑电设备的智能家居系统。

2 系统模型及方法

2.1 系统模型

本文设计的智能家居控制系统的目标是对用户意念进行识别,并实现其意图对应的控制行为。脑机接口成为该系统的核心部分。BCI 系统处理信号主要流程包括信号采集、模式识别和交互式控制 3 部分。将采集到的原始脑电信号去除噪声与肌电信号后,对数据特征进行分类,最后得到左、右手两种分类结果。其中,想象左手表示对当前电器开关状态进行转换,想象右手表示切换电器控制。将左、右分类特征经过交互式界面转化成嵌入式指令,再发送至单片机串口,从而实现对台灯、风扇、加湿器等电器的控制。具体系统架构如图 1 所示。

2.2 独立向量分析模型

由于人体脑电信号非常微弱,使用脑电设备采集到原始脑电数据后,数据中掺杂着大量伪迹成分(如心跳、肌电、工频噪声等),这些干扰成分会降低脑电分类准确率,必须使用盲信号分离将其最大程度地去除^[10]。独立向量分析(IVA)利用多变量成分的内在相依性,能够把同类的源信号成分一起分离出来。

设 s_1, s_2, \dots, s_N 为 N 个源信号,有 M 个观测点,观测信号 $x(t)$ 表示为:

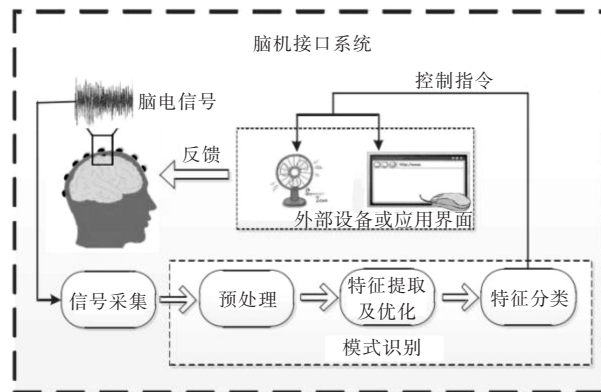


图 1 系统架构

$$x(t) = \sum_{\tau=0}^P H(\tau)s(t-\tau) = H(t)*s(t) \quad (1)$$

其中, $H(\tau) = \begin{bmatrix} h_{11,\tau} & \cdots & h_{1N,\tau} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M1,\tau} & \cdots & h_{MN,\tau} \end{bmatrix}$ 为未知的混合滤波器

矩阵,其最大延迟为 $P+1$ 。P 为混合滤波器矩阵阶数, τ 为混合滤波器矩阵参数。

对式(1)的时域混合信号进行短时傅里叶变换,可将时域的卷积混合变换为频域的瞬时混合。在每个频率段上有:

$$x^k = H^k s^k \quad (2)$$

$$y^k = W^k x^k \quad (3)$$

式中, $k=1, 2, \dots, K$, K 为频率段数目, $x^k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_M^k]^T$ 是时域信号经过短时傅里叶变换后,在第 k 个频率段上对应的混合信号向量, $s^k = [s_1^k, s_2^k, \dots, s_N^k]^T$ 是源信号向量, $y^k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_M^k]^T$ 是输出分离信号向量, H^k 、 W^k 表示在第 k 个频率段上的混合矩阵和分离矩阵。

图 2 描述的是使用 IVA 模型对卷积混合信号在频域进行盲分离的系统结构^[10]。

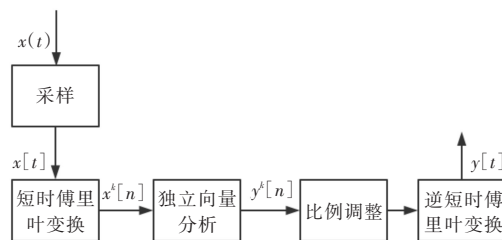


图 2 基于独立向量分析的频域盲分离系统结构

其中,比例调整是由于一个源信号及其相应混合矩阵的列之间互相交换了一个比例因子而产生了比例不确定性,解决方法是将各源信号约束为具有单位协方差的矩阵。

代价函数可用来衡量成分的独立性,其是对复杂问题进行建模的函数,可通过对其进行最小化或最大化处理以得到最优结果。此外,互信息可以对随机变量之间的独立性进行度量。一般而言,互信息都是非负值,只有在随机变量之间呈相互独立分布时才为零。

IVA 模型代价函数可被表示为向量 y_i 间的互信息:

$$J=I(y)=KL\left[f_y \parallel \prod_i f_{y_i}\right]=\int f_y(z)\log\frac{f_y(z)}{\prod_i f_{y_i}(z)}=$$

$$\sum_i H(y_i)-H(y) \quad (4)$$

式中的 $H(\bullet)$ 表示熵函数。输出分离信号 $y_i=[y_i^1, y_i^2, \dots, y_i^K]^T$ 为一个向量,当且仅当 y_i 相互独立时,该代价函数才达到最小值 0。

为了使代价函数达到最优,得到最优的分离矩阵 W ,本文采用自然梯度法。

$$\Delta w_{ij}^k = \sum_{l=1}^n \left\{ I_{il} - E[\phi_k(y_i^1, \dots, y_i^K)] \right\} (y_i^k)^* w_{ij}^k \quad (5)$$

IVA 模型自然梯度算法迭代准则为:

$$w_{ij}^k(t+1) = w_{ij}^k(t) + \mu \Delta w_{ij}^k(t) \quad (6)$$

其中, μ 为一个固定的学习步长, t 为迭代次数。

2.3 共空间模式

共空间模式的基本原理是使用正交变换和白化变换两种方法使两个矩阵同时对角化,找到最佳投影空间,使得空间滤波后两类信号的方差值差异最大化,从而得到具有较高区分度的特征向量。

设 XL 、 XR 分别表示想象左、右手运动的脑电数据,则相应协方差矩阵可表示为:

$$CL = [XL] \times [XL]^T \quad (7)$$

$$CR = [XR] \times [XR]^T \quad (8)$$

构造空间滤波器如下:

$$W_L = U_L^T \times P \quad (9)$$

$$W_R = U_R^T \times P \quad (10)$$

其中, P 为白化矩阵, U_L^T 、 U_R^T 表示左右特征对角矩阵中最大的特征向量。

将训练集中的手指想象信号经过相应滤波器求得对应特征值。

2.4 支持向量机

支持向量机(SVM)的目标是找到一个超平面,使其能尽可能多地将两类数据点正确分开,同时使分开的两类数据点距离分类面最远。径向基核函数是 SVM 中常用的核函数,具有参数少、模型复杂度低等特点,有利于训练时的参数确定,为脑机接口技术在线分析创造条件。本文针对脑电信号的非线性特点,选择径向基函数作为 SVM 的核函数,实现由低维空间向高维空间变换的非线性映射。

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (11)$$

式中, x_i 表示第 i 个输入样本, γ 为核参数。

3 智能家居系统

3.1 关键硬件

3.1.1 脑电信号采集设备

图 3 为脑电信号采集设备 Emotiv Insight, 其包含 5 个

通道可以采集脑电信号,分别为 AF3、AF4、T7、T8、Pz。脑电设备与 PC 机的通信采用蓝牙通信方式。

3.1.2 STM32

图 4 为 STM32F401RET6 微控制器,其基于 ARM Cortex-M4 处理器,最高支持 84MHz 主频微控制,同时可支持对外部微控制器的调试。PC 机采用 USB 串口与单片机进行通信,将单片机接入到 PC 机之后,查看 PC 机设备管理器端口号,确定单片机占用的端口号,并将其反馈到 MATLAB 控制端口号代码块,然后修改相应端口号。



图 3 脑电信号采集设备 Emotiv Insight 图 4 STM32 开发板

3.2 系统开发与实现

3.2.1 系统需求

基于可穿戴式脑电设备的智能家居系统的需求分析分为两部分,一部分是用户需求,另一部分是功能需求。用户需求就是简单快捷的上手操作,能做到想开关哪个设备就准确开关哪个设备;功能需求就是准确定义想象运动左手、右手的工作模式,流程算法的响应时间短,即无延迟。

3.2.2 系统设计

本系统利用可穿戴脑电设备 Emotiv Insight 采集原始脑电数据,将采集到的脑电信号在 PC 端进行预处理与特征提取,并分类识别出左、右手状态,将其转化为正确的指令,通过串口发送指令到控制终端,控制终端则利用 STM32 单片机进行指令接收。单片机事先设置好 232 串口通信,当接收到对应指令时,单片机会向具体 IO 口发送对家居设备的控制命令,从而完成智能家居集成系统设计。详细流程如图 5 所示。

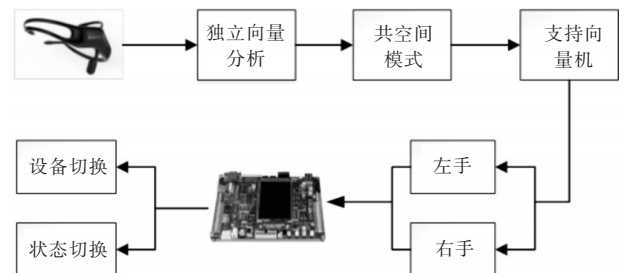


图 5 系统详细流程

3.2.3 系统实现

界面设计部分使用 MATLAB2018a 版本的 GUI 工具实现,如图 6 所示,界面包括数据处理和交互控制两部分。数据处理中的每个按钮都与后台相应函数链接,例如数据预处理按钮链接着独立向量分析函数等。数据处理部分可实时显示脑电数据在 PC 中的处理进程;交互控制部分则表示受试者当前是对哪一个家电进行控制,以及该家电处在哪一种(开、关)状态。数据处理部分初始化是搭建独

立向量分析、共空间模式与支持向量机算法模型,等待受试者脑信号导入;交互控制部分初始化是让控制按钮处于风扇关闭状态。若受试者想象左手,则控制按钮转移到下一个家电;若受试者想象右手,则将此时家电状态由关闭转换为打开;若再次想象右手,则将家电状态由打开转换为关闭。



图6 智能家居控制界面

3.3 系统实验与分析

3.3.1 离线状态

实验开始前,受试者保持放松坐在带扶手的椅子上,实验过程如图7所示。共分为3个阶段:第一阶段为准备阶段,历时2s;前2s准备后,进入第二阶段,t=2s时,用语音提醒受试者开始试验,同时屏幕上会显示出十字“+”,显示时间为1s。当t=3s时,屏幕上出现箭头指向一个方向,以箭头方向(左或右)显示作为提示,要求受试者进行左、右手想象动作;第三阶段为记录阶段,在该阶段完整记录下脑电信号变化过程。

将采集到的脑电数据导入训练模型中进行系统训练,使训练模型适配这位受试者的脑电数据。

3.3.2 在线状态

受试者静坐在凳子上,戴上 Emotiv Insight 脑电设备,保持注意力集中。打开交互界面并运行,让交互界面保持在初始化状态。测试者点击“导入数据”按钮后,即可进行左、右手想象。当受试者想象右手时,交互界面上的右手按钮便得到响应,继而向单片机发出控制指令。单片机根据预设好的串口通信指令向相应家电发出控制指令,家电随即被打开;当受试者想象左手时,交互界面上的左手按钮便得到响应,并将控制状态转换到下一个家电,从而完成操作,不向单片机发送指令。图8为具体测试场景。

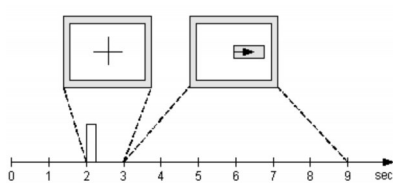


图7 实验时序示意图

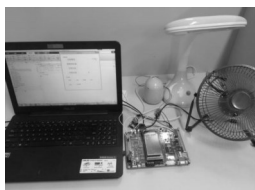


图8 智能家居实验场景

3.3.3 实验结果分析

本系统采用的 Emotiv Insight 脑电设备具有5个电极通道,较国际上标准的64电极通道数量少了很多,因此便

于佩戴及采集数据。但电极通道数量少并不代表采集的数据不精确,只是采集数据种类较少。后续实验结果也表明,采用 Emotiv Insight 脑电设备对家居设备操作的正确率达到90.7%,与之前操作正确率为70%~85%的家居系统相比^[12],正确率明显提高,能够高效完成家居设备操作任务。

4 结语

本文针对当前市场上大多数智能家居不适用于患有完全运动性麻痹或严重运动障碍疾病用户的问题,设计了基于BCI的智能家居系统。通过采用独立向量分析技术去除脑电伪迹,并结合共空间模式特征提取方法和支持向量机分类识别方法,实现了一整套智能家居原型系统。

由于脑电信号的复杂性,而且计算机处理脑电算法效率较低,因此对处理算法速率的提升将是今后研究的重点,如今变步长梯度算法的加入为提升算法速率研究提供了更多方向。另鉴于本文重点是应用研究,如何增强系统的实用性、实现更加复杂的操控也是下一步研究方向。

参考文献:

- [1] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication[J]. Annual Review of Biophysics and Bioengineering, 1973, 2(1): 157-180.
- [2] KIM D, SONG J, KIM D. Simultaneous gesture segmentation and recognition based on forward spotting accumulative HMMs[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(11): 3012-3026.
- [3] SOLORIO J A, GARCIA-BRAVO J M, NEWELL B A. Voice activated semi-autonomous vehicle using off the shelf home automation hardware[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(6): 5046-5054.
- [4] JUNTUNEN E, MYÖHÄNEN P, HÄIKIÖ J, et al. Orchestrating light-gesture-based control of smart lighting[J]. Lighting Research & Technology, 2017, 49(8): 943-965.
- [5] 黄婉露. 基于CSP的联合特征提取算法研究与优化[D]. 南京:南京邮电大学, 2018.
- [6] CHENG M, GAO X, GAO S, et al. Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates[J]. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 2002, 49(10): 1181-1196.
- [7] RAMZAN Q, SYRYAMKIN V I. Merging brain computing interface (BCI) & neural networks for better authentication & recognition[C]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019.
- [8] WANZENG K, SIMAN F, BIN D, et al. Embedded BCI rehabilitation system for stroke[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2019, 28(1): 35-41.
- [9] SHUKLA P K, CHAURASIYA R K. A review on classification methods used in EEG-based home control systems[C]. 2018 3rd International Conference and Workshops on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE), 2018: 1-5.
- [10] 王传耀. 语音混合信号的盲分离研究[D]. 成都:电子科技大学, 2012.
- [11] 陈强, 陈勋, 余凤琼. 基于独立向量分析的脑电信号中肌电伪迹的去除方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11): 2840-2847.
- [12] 程明, 高上凯, 张琳. 基于脑电信号的脑-计算机接口[J]. 北京生物医学工程, 2000(2): 113-118.

(责任编辑:黄健)