

图1 系统框图

### 3. 系统的硬件设计

轮椅终端是本系统的主要识别机构，主要分为两大模块。首先是脑电波采集模块，即TGAM芯片。其主要实现的功能包括：与脑电采集电极EEG、REF相连，再将TX、RX端口分别连接到串口蓝牙传输模块的RX、TX上对原始脑

电波信号进行采集，并处理和输出 $\alpha$ 、 $\beta$ 等脑波波段数据。然后是轮椅智控模块，如图2所示。即核心控制板S3C6410分别与串口蓝牙模块以及电机驱动等模块进行相连，再将电机驱动模块连接到轮椅的电机部分，分析所得嵌入式的脑电信号质量，并发出一些对异常状态的警告信息（如接触不良或是完全没接触等），轮椅则基于普通电动轮椅，其相关机械原理在此省略。

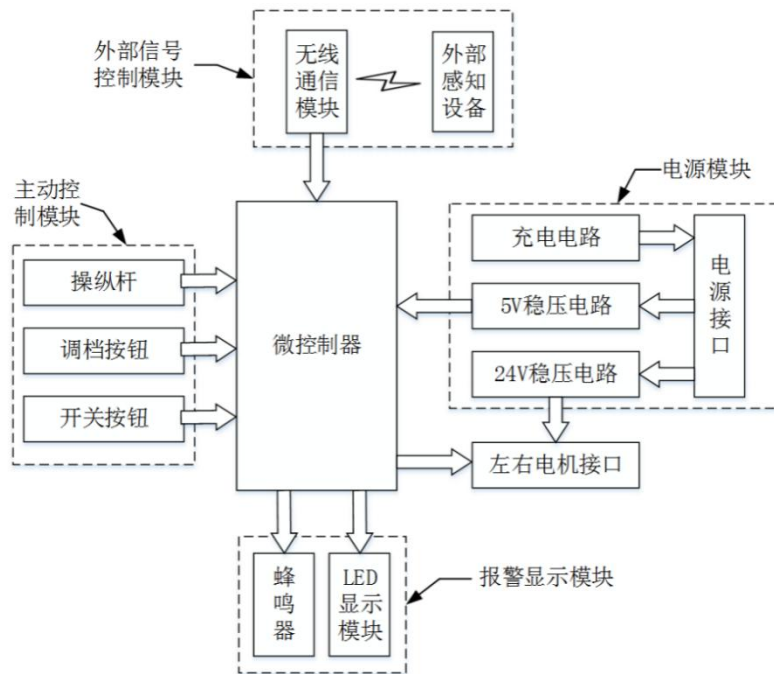


图2 轮椅控制器结构框图

### 4. 系统的软件设计

#### 4.1. 脑电信号概述

脑电信号是随机性强的微弱生理电信号，具有多种节律种类，不同个体之间以及同一个体在不同情绪、心态下的脑电信号都会有显著差异[12]。在兴奋、昏睡、紧张等不同生理和心理状态下，人脑电波的频率也不尽相同，但都大致分布在1-40Hz间。人脑波根据不同频率可以划分成 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ 、 $\theta$ 等波。当人在一定的压力下精神高度集中时，脑波频率在12-38Hz之间，这个波段是“意识”层面的脑波，即 $\beta$ 波；当注意力下降，人进入放松状态时，脑波频率会降低到8-12Hz，此时为 $\alpha$ 波；进入睡眠状态后，

脑波频率又进一步下降，又可分为 $\theta$ 波（4-8Hz）与 $\delta$ 波（0.5-4Hz），反映了人分别在“潜意识”和“无意识”层面的相关状态。

#### 4.2. 脑电信号的采集

本系统中脑电信号采集设备使用的是NeuroSky公司开发的系列EEG传感器。该传感器包含以耳垂处电位作为参考电位的前额传感器，并且内置了具有自校验采集算法和高灵敏度放大器的TGAM电子芯片，以数字的方式（EEG）来计算电势并消除硬件干扰、帮助噪音过滤。该系统装置还具有体积小、设置和操作简单、能耗低等优良的特性。

### 4.3. 基于小波包变换的脑电信号降噪

小波包变换是一种时频分析方法,可以将信号按任意时频分辨率分解到不同的频段[13],并且能对信号的高频部分做更加精细的刻画,在生物医学信号的提取及去噪处理上有着广泛应用。

考虑到小波变换在处理信号时相关阈值函数难以选取的问题,本系统决定采用小波包变换来实现对原始人体运动想象脑电采样信号的降噪。在脑电信号的降噪处理中进行小波包变换主要包含以下几步:

第一步,先对给定的脑电波信号结合小波正交滤波器进行小波包变换,并获得树状小波包的相关参数[14]。本文选取了 db4 小波滤波器作为实验正交滤波器。

第二步,采用自底向顶的方法,根据相应的信息代价函数并利用最佳小波包基选取算法,最终搜索出可高效表示所分析信号的最佳小波包基。

第三步,利用获得的最佳正交小波包基对应的小波包系数进行相关的移除噪声处理。

第四步,重新表示降噪后的脑电波信号。

实验表明小波包变换方法能有效地过滤掉和脑电信号混杂在一起的噪声信号,并且对 40Hz 之后的噪声信号拥有优良的抑制效果,而且对系统的运行效果的影响也不是很大。

### 4.4. 脑电信号特征提取

脑电信号的特征提取是智能轮椅中脑机接口系统的重要组成部分。脑电信号的特征提取就是要将收集记录的脑电信号转换成可以表达不同意识任务的特征向量,并为分类器提供最优的输入[15-16],从而为后续的模式分类做准备。出于对相关特征提取算法对正确选取目标特征向量的高度要求的综合考虑,为尽量减少计算量、提高信号处理速度,本文选取了以下四种与信号能量值相关性较大的时域特征作为模式分类的特征向量[17],主要步骤如下:

第一步,计算波长  $WL$ :

$$WL = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|$$

第二步,计算平均绝对值  $MAV$ :

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

$N$ 为某通道  $sEMG$  采样的长度,  $i=1,2,\dots,N$ ,  $x_i$  为第  $i$  点信号的振幅值。

第三步,计算均值平方根  $RMS$ :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^2}$$

第四步,计算脑电波方差值  $VAR$ :

$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (x_i - \bar{x})^2$$

### 4.5. 基于二叉树 SVM 的意念动作模式识别

系统采用如图3所示的聚类二叉树 SVM 作为在线训练方法,以获取特征向量的值和大量实验结果。图中前进,后退,停止,左转,右转分别代表想象相应动作下的脑电波信号:

(1) 将(前进+停止+后退)划分为一类,(左转+右转)划分为一类,训练出 SVM1。

(2) 将(前进+后退)划分为一类,(停止)为一类,训练出 SVM2; 左转划分为一类,后退为一类,训练出 SVM3。

(3) 前进为一类,后退为一类,训练出 SVM4。

完成二叉树 SVM 训练后,可提取样本降维后的特征向量,并代入此二叉树 SVM 进行模式识别。通过测试,可以确认该分界面的可区分度。在样本模式识别的过程中,应先从 SVM1 开始逐层向下进行,当符号函数为正即停止,同时得到相应的分类结果。

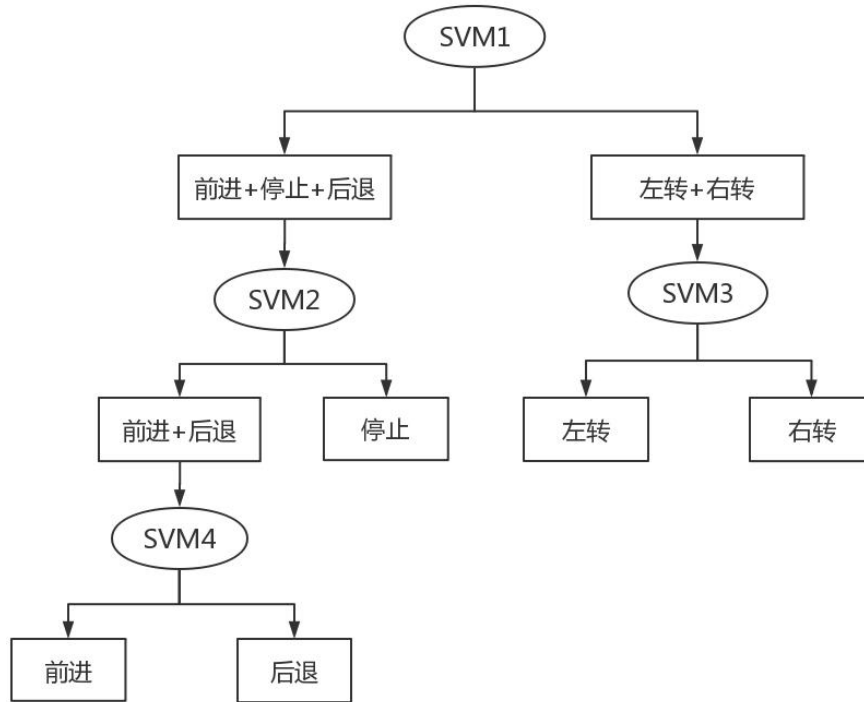


图3 二叉树 SVM 聚类图

### 5. 实验结果

为了验证系统的实用性,本文先依照上述训练方法,对某一志愿者的五种意念动作状态各进行 50 次的预训练,建立系统识别模型。之后随机执行每个动作各 50 次,测试系统输出的识别结果,并进行统计。最终的模式识别结果如表 1 所示。根据 BP 神经网络和 SVM 分类的结果对比证明了 SVM,能提升分类的准确性和分类精度,更准确地识别出用户意图,从而在脑电信号分类中更具优势。另外,表 1 中的 5 类意念状态下脑电信号识别结果的平均 Kappa 系数达到了 0.622,说明意念想象时脑电信号的变化具有一定的可区分度。因此,本文设计的系统可以有效识别不同运动想象状态下的脑电信号,并能够根据意念控制智能轮椅的相关运动轨迹,具有实际应用价值。

表 1 5 组意念动作识别的 Kappa 值

	前进	后退	停止	左转	右转
BP 神经网络	0.55	0.52	0.59	0.58	0.53
二叉树 SVM	0.65	0.58	0.66	0.63	0.59

### 6. 结论

为了提高肢体功能缺失人士的生活自理能力,本文设计并实现了一种基于脑电控制的多功能残疾轮椅系统。系统采用小波包变换对脑电信号进行降噪并构建时域特征向量,利用基于二叉树 SVM 分类算法进行人脑运动想象电波的模式识别。最后将想象不同意念动作的人体脑电信号作为控制源,并结合脑电信号的特性实现了实时控制电动轮椅

前进、后退、停止、左转、右转五种运动状态的功能。实验结果的平均 Kappa 系数达到了 0.622,高于传统 BP 神经网络算法,进而验证了本文所提智能轮椅人机交互方法和可靠性以及系统实现方案的有效性。脑电信号控制智能轮椅的研究已然成为当下工程领域的学术研究热点。本系统今后的研究工作主要包括:(1)将每个子模块详细设计后集成在一块硬件板上,优化系统结构框架,提高硬件电路的集成性;(2)研究提升脑电信号信噪比的有效方法,使脑电信号具有更高的可靠性和实用性;(3)构建最优二叉树,提高系统模式识别的准确率,探索更有效的分类方法。

### 致谢

本文为地方高校国家级大学生创新创业训练计划基金项目《基于脑电的智能轮椅控制研究》(编号:201610412017)和江西中医药大学重点学科青年教师培养计划基金项目《卓越模式下医疗电子类专业实验设计》(编号:2013jzzdxk061)的阶段性成果之一。

### 参考文献

[1] Tanaka K, Matsunaga K, Wang H. Electroencephalogram-based control of an electric wheelchair[J]. IEEE Trans Robotics, 2005, 21 (4) :762-766.  
 [2] Iturrate I, Antelis J, Kubler A, et al. Non-invasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation[J]. IEEE Trans Robot, 2009, 25 (3) :614-627.  
 [3] Rebsamen B, Guan G T, Zhang H H, et al. A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environment

- s[J].IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2010, 18 (6) : 590-598.
- [4] Lopes A C, Pires G, Vaz L, et al. Wheelchair navigation assisted by human-machine shared-control and a P300-based brain computer interface[C]. Intelligent Robots and Systems. San Francisco: IEEE, 2011:2438-2444.
- [5] Gurkan Kucukyildiz, Hasan Ocak, Suat Karakaya, Omer Sayli. Design and Implementation of a Multi Sensor Based Brain Computer Interface for a Robotic Wheelchair [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017, 87(2).
- [6] Wang Ker-Jiun, Zhang Lan, Luan Bo, Tung Hsiao-Wei, Liu Quanfeng, Wei Jiacheng, Sun Mingui, Mao Zhi-Hong. Brain-computer interface combining eye saccade two-electrode EEG signals and voice cues to improve the maneuverability of wheelchair. [J]. IEEE ... International Conference on Rehabilitation Robotics : [proceedings], 2017, 2017.
- [7] Damodar Reddy Edla, Md Fahim Ansari, Nikhil Chaudhary, Shubham Dodia. Classification of Facial Expressions from EEG signals using Wavelet Packet Transform and SVM for Wheelchair Control Operations [J]. Procedia Computer Science, 2018, 132.
- [8] NAKAHARA Teiyu, MATSUO Yoshiki, UENO Yuuki. Extraction of the Movement Intention of Legs Using Consumer EEG Device [J]. The Proceedings of JSME annual Conference on Robotics and Mechatronics (Robomec), 2016, 2016(0).
- [9] 涂建成. 脑电信号控制智能轮椅的研究[D]. 杭州电子科技大学, 2011.
- [10] 谭筠梅, 蔡子莹. 基于脑电波传感器的智能轮椅设计 [J]. 自动化与仪器仪表, 2015(11):238-240.
- [11] Nobuaki Kobayashi, Masahiro Nakagawa. BCI - based control of electric wheelchair using fractal characteristics of EEG [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2018, 13(12).
- [12] 李颖洁, 邱意弘, 朱贻盛. 脑电信号分析方法及其应用 [M]. 科学出版社, 2009.
- [13] 曾翔, 唐广. 基于 EEG 的便携式脑机接口设备研究 [J]. 数字技术与应用, 2011(11):41.
- [14] 刘珑, 李胜, 王轶卿. 基于小波包变换的脑电波信号降噪及特征提取 [J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(04):790-795.
- [15] 施锦河, 沈继忠, 王攀. 四类运动想象脑电信号特征提取与分类算法 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2012, 46(02):338-344.
- [16] 白惠熔, 刘旭, 吴佳桐. 采用 Arduino 平台脑电控制轮椅运动的研究 [J]. 科技传播, 2016, 8(06):83+105.
- [17] Nadzri A A B A , Ahmad S A , Marhaban M H , et al. Characterization of surface electromyography using time domain features for determining hand motion and stages of contraction [J]. 2014.