

# 下肢外骨骼机器人控制的脑电感知方法研究

王海莲<sup>1</sup>, 张小栋<sup>2</sup>, 李锴阳<sup>1</sup>, 李华聪<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072; 2. 西安交通大学 机械工程学院, 西安 710049)

**摘要:** 将外骨骼机器人技术与 BCI 系统结合起来, 使人体具有了外骨骼机器人的一系列优良特性, 同时使外骨骼机器人具备了人体的智能; 首先, 对外骨骼机器人技术与 BCI 技术的融合进行了可行性分析, 说明了该方法的可行性; 其次, 通过实验采集了 6 种想象运动的脑电信号, 选取了 C3、C4 通道的脑电信号, 并对其进行了去噪处理; 然后, 对经过预处理的六种想象运动的脑电信号通过小波变换进行了解析, 提取了包括小波分解系数和能量系数的脑电信号小波特征; 最后, 针对所提取的小波特征, 采用了最小二乘支持向量机对这 6 种想象运动模式进行分类处理。

**关键词:** 外骨骼机器人; EEG; 小波变换; 最小二乘支持向量机

## EEG Sensing Method Study for Lower Extremity Exoskeleton Robot Control

Wang Hailian<sup>1</sup>, Zhang Xiaodong<sup>2</sup>, Li Kaiyang<sup>1</sup>, Li Huacong<sup>1</sup>

(1. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Combining the exoskeleton robotics with the BCI system can make the human body not only has series of excellent features of the exoskeleton robot, but also the exoskeleton robot can have human intelligence. First of all, the feasibility of the exoskeleton robot technology integrates with the BCI technology was analyzed. Secondly, six motion patterns of EEG method which was used for the control of exoskeleton robot were conducted and the EEG signals of six kinds of imagined movement were collected in the experiment; C<sub>3</sub> and C<sub>4</sub> channels of EEG signals were selected. Thirdly, the signals which have been pre processed via Wavelet transform were decomposed, and the wavelet coefficients and energy coefficients for the feature extraction were extracted. Finally, the method of LS-SVM was used to classify and output the six imagined movement patterns.

**Keywords:** lower extremity exoskeleton robot; EEG; wavelet transformation; LS-SVM

## 0 引言

脑机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 是一种不依赖于常规大脑信息输出通路的全新信息交流系统和新颖的人机接口方式<sup>[1]</sup>, 本文致力于将脑机接口技术与外骨骼机器人技术有效结合起来, 利用人的智能来控制外骨骼机器人使其达到与人类想象动作协同的目的, 着重开发一个人的意念驱动外骨骼机器人的 EEG 数据融合模式识别系统。该系统拥有 EEG 数据采集、信号预处理、小波包变换提取信号特征、特征融合、模式识别以及输出识别结果等功能。与此同时, 系统的各功能也是在实时或接近于实时的情况下完成, 且能够利用生物反馈作用提高系统的准确率和可靠性。

## 1 利用脑电信号进行下肢外骨骼控制的可行性分析

根据获得脑电信号方法的不同把脑电信号分为自发脑电和

诱发脑电两大类。人在做出运动动作的前后, 从大脑皮层上能够记录到大脑产生的与运动相关的电位活动, 包括主动运动前 1~2 秒记录到的运动准备电位 (BP) 和 NS (Negative Slope), 在医学上称为运动关联电位。这说明用自发脑电信号作为外骨骼机器人控制的信息源在理论上面也是可行的。在诱发脑电的研究领域, 清华大学的程明等人已经成功地利用 SS-VEP 实现了光标控制系统, 并成功地实现了脑电的二维控制。然后进一步地将其用于假肢的控制, 并取得了一定的成功。这也说明了用诱发脑电控制外骨骼机器人的可行性。

实验中, 先用听觉诱发电位对受试者进行引导, 当受试者进入想象运动状态之后, 停止听觉刺激, 以免引入不必要的噪声信号, 进行受试者自发的想象运动, 从而最终采集自发脑电信号。由于自发脑电和诱发脑电在外骨骼机器人的控制中均是可行的, 所以脑电采集方法也可以应用到外骨骼的控制当中。

## 2 用于控制下肢外骨骼运动的脑电信号采集与预处理

### 2.1 脑电信号的采集

EEG 的电极的连接方式有单极导联法和双极导联法。由于本研究需要 16 通道脑电信号变化的绝对值, 所以采用单极导联法。

关于头皮电极的放置, 多采用国际脑电图学会建议采用的标准电极放置法, 即 10~20 电极放置法, 如图 1 所示。该放置法中 10~20 指的是电极间的距离为冠状线或矢状线全长的 10% 或 20%。

收稿日期: 2015-11-30; 修回日期: 2016-01-08。

**基金项目:** “视听觉信息的认知计算”重大研究计划项目 (91420301); 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 项目 (SS2015AA041002)。

**作者简介:** 王海莲 (1983-), 女, 吉林松原人, 博士研究生, 主要从事航空宇航科学与技术方向的研究。

张小栋 (1967-), 男, 陕西西安人, 教授, 博士生导师, 主要从事智能检测、诊断与控制技术方向的研究。

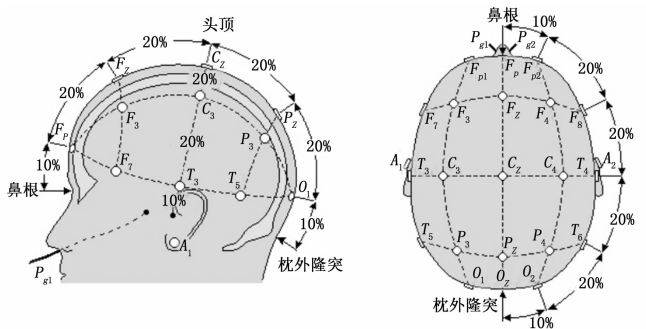


图 1 10~20 国际标准电极放置法

实验选择  $C_3$ 、 $C_4$  电极的脑电信号，它们位于大脑的初级感觉运动皮层功能区，是反映受试者在想象左右手运动时大脑状态变化的最有效的信息， $C_3$ 、 $C_4$  位置的脑电包含了手运动功能代表区的大脑状态，采集其通道的脑电信号能反映出受试者思维的运动想象特征。 $C_z$  作为参考电极，位于两者之间。结合项目，共对 6 种想象人体运动模式进行了采集，分别为静止，行走，跑步，下蹲起立，上斜坡，下斜坡。

## 2.2 脑电信号的预处理

根据信号降噪处理的光滑性和相似性准则，在信号预处理方面，选择了默认阈值降噪处理方法对脑电信号进行预处理。如图 2 所示。阈值由如下式给出：

$$thr = \sqrt{2\log(n) * \sigma} \quad (1)$$

其中： $n$  为信号的长度， $\sigma$  为噪声强度。

从图 2 中很难区分这 6 种运动想象的脑电信号，为此必须探寻复杂的、适合非线性信号特征的提取方法。

## 3 基于小波变换的脑电信号小波特征提取方法

### 3.1 小波变换原理

小波分析是将时域和频域结合起来的时频分析方法。采用 Mallat 正交小波变换快速算法实现信号小波变换。

设  $\varphi(t) \in L^2(R)$  ( $L^2(R)$  为平方可积的实数空间，即能量有限的信号空间)，对于离散的情况，小波序列定义为：

$$\varphi_{a,b}(t) = 2^{-\frac{a}{2}} \varphi(2^{-a}t - b) \quad a, b \in \mathbf{Z} \quad (2)$$

对于任  $a, b \in \mathbf{Z}$  意的函数  $f(t) \in L^2(R)$  的离散小波变换为：

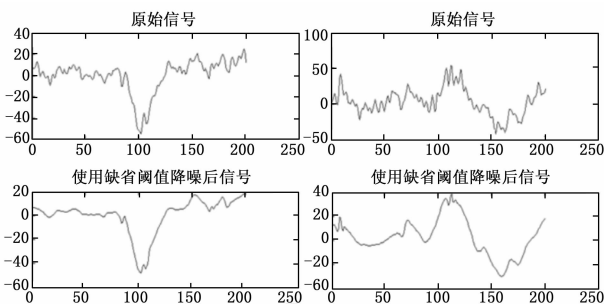
$$WT_f(a, b) = \int f(t) \cdot \overline{\varphi_{a,b}(t)} dt \quad (3)$$

Mallat 算法在小波分析中具有重要的地位。图 3 为对序列进行 5 层离散小波分解，利用 Mallat 算法将滤波后的信号进行有限层的分解可以得到一系列的细节系数和逼近系数。

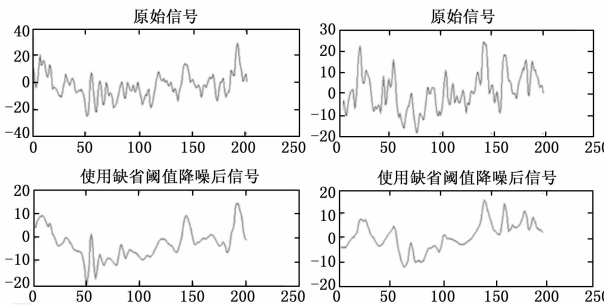
### 3.2 小波基的选择

小波变换是将信号在一个基中展开，体现信号特征。应用于外骨骼机器人的 BCI 控制中的 EEG 信号的特征提取，只要选择与 EEG 信号的特征充分接近的小波基，便可以有效地提取 EEG 信号的特征<sup>[3]</sup>。

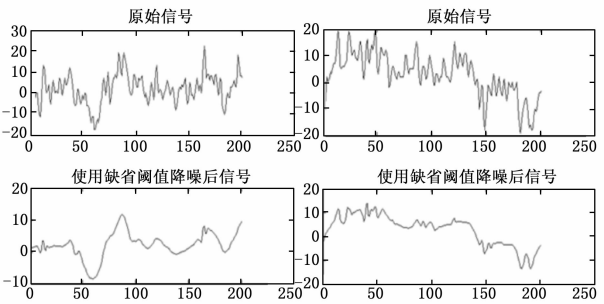
由于在 EEG 信号中包含着大量不同频段的频率信号，人们在做想象运动或做具体的动作时， $\alpha$  波和  $\beta$  波的变化较  $\delta$  波、 $\theta$  波、 $\gamma$  波更明显，因此，在选择小波基的过程中应该尽量选择与  $\alpha$  波和  $\beta$  波更相似的小波基。发现 db6 小波基与  $\alpha$  波和  $\beta$



(a) 静止与行走



(b) 跑步与下蹲起立



(c) 上斜坡下斜坡

图 2 6 种运动想象脑电信号预处理

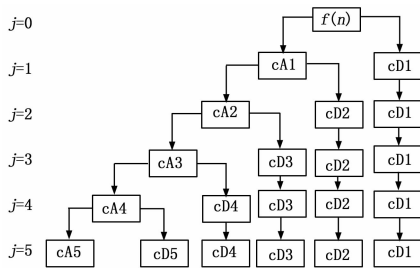


图 3 五级小波分解原理图

波的波形最为相似，故最终选择了 db6 小波基。

### 3.3 小波变换的频率分析

利用小波分解方法，把脑电信号分解成不同的频带组合，设数字信号的采样频率为  $f_s$ ，由采样定理可认为信号最高频率为  $f_s/2$ ，利用 Mallat 算法，如信号进行  $j$  级分解，则整个频带被分解为  $j+1$  个子频带，即：

$$[0, \frac{f_s}{2}] = [0, \frac{f_s}{2^{j+1}}] \cup [\frac{f_s}{2^{j+1}}, \frac{f_s}{2^j}] \cup \dots \cup [\frac{f_s}{2^2}, \frac{f_s}{2}] \quad (4)$$

离散小波变换将信号整个频带划分为很多子频带，子频带分别对应于第  $j$  层系数  $cA_j, cD_j, \dots, cD_1$ 。 $j$  为离散小波分解层数， $f_s$  为采样频率。重构子带信号之后，就可以对其子带能

量进行分析。文中的 2 通道 EEG 采集系统采样频率为 256 Hz, 则每个通道包含的 EEG 频率为 0~128 Hz。将采集到的脑电信号进行 5 级小波分解, 离散小波变换将信号划分为子频带 (0~4 Hz)、(4~8 Hz)、(8~16 Hz)、(16~32 Hz)、(32~64 Hz)、(64~128 Hz), 分别对应第 5 层系数  $cA5$ 、 $cD5$ 、 $cD4$ 、 $cD3$ 、 $cD2$ 、 $cD1$ 。对应关系如表 1 所示, 可以看出的频率范围分别与脑电信号的  $\delta$  波、 $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波和  $\gamma$  波的频率范围大致相同, 因此通过对  $cA5$ 、 $cD5$ 、 $cD4$ 、 $cD3$ 、 $cD2$ 、 $cD1$  各频带的分析处理, 即可以实现对  $\delta$  波、 $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波和  $\gamma$  波各频带的处理。根据所选择  $C_3$ 、 $C_4$  通道 EEG 数据经过 5 级小波分解后的小波系数  $cD4$ 、 $cD3$  及其对应的能量值作为对多维特征向量提取的数据来源。

表 1 五级小波分解与 EEG 频带对应关系

分解级数	频率/Hz					
	0~4	4~8	8~16	16~32	32~64	64~128
5	$cA5$	$cD5$	$cD4$	$cD3$	$cD2$	$cD1$
EEG	$\delta(2\sim4)$	$\theta(4\sim8)$	$\alpha(8\sim13)$	$\beta(13\sim30)$	$\gamma(>30)$	—

3.4 小波变换的能量值特征

假设信号在经过离散小波分解后频率划分为  $k$  个子频带, 定义各子带能量和为所有采样点幅值的平方和, 分别为  $P_1$ ,  $P_2$ ,  $\dots$ ,  $P_k$ ,  $k=1, 2, \dots, 7$ , 则:

$$P_k = \sum_{i=1}^{N=250} X_k^2(i) \tag{5}$$

$X_k(i)$  为第  $k$  段子频带第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) 个采样点的幅值, 每段信号计算出 7 个能量值。

3.5 基于信号系数特征和能量值特征的脑电信号小波特征构建

除能量值之外, 离散小波分解之后的系数也能反映一定的特征信息, 把能量值和小波系数相结合作为表征运动想象的特征信号来进行分析。如图 3 所示, 对想象跑步的脑电信号运用离散小波变换进行 5 层 db6 小波分解, 即可使用 Matlab 调用函数  $[C, L] = wavedec(s, 5, 'db6')$ , 函数返回的近似系数和细节系数都存放在  $C$  中,  $L$  存放近似和各阶细节系数对应的长度, 其中  $L$  中前 6 行表示的分别为  $cA5$ 、 $cD5$ 、 $cD4$ 、 $cD3$ 、 $cD2$ 、 $cD1$  对应系数在  $C$  中的长度,  $L$  的最后一行给出了原始信号的采样点数。这样就把系数  $C$  分为了 6 段。假设长度为  $n$  的有限长序列  $x(i)$  的均值  $Y$  定义如下:

$$Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} x(i) \tag{6}$$

基于前述的信号系数特征和能量值特征的物理意义, 采用  $C_3$ 、 $C_4$  通道 EEG 信号的  $\alpha$ 、 $\beta$  两个频带所对应的小波系数  $cD4$ 、 $cD3$  的系数均值和能量均值来构建脑电信号的小波特征向量  $N_k$ , 其表示式为:

$$N_k = \begin{bmatrix} n_{11}, n_{12}, n_{13}, n_{14} \\ n_{21}, n_{22}, n_{23}, n_{24} \end{bmatrix} \tag{7}$$

式 (7) 中,  $n_{11}$ ,  $n_{12}$ ,  $n_{13}$  和  $n_{14}$  分别表示  $C_3$  通道 EEG 信号的  $\alpha$ 、 $\beta$  两个频带所对应的小波系数  $cD4$ 、 $cD3$  的系数均值和能量均值;  $n_{21}$ ,  $n_{22}$ ,  $n_{23}$  和  $n_{24}$  分别表示  $C_4$  通道 EEG 信号的  $\alpha$ 、 $\beta$  两个频带所对应的小波系数  $cD4$ 、 $cD3$  的系数均值和能量均值。

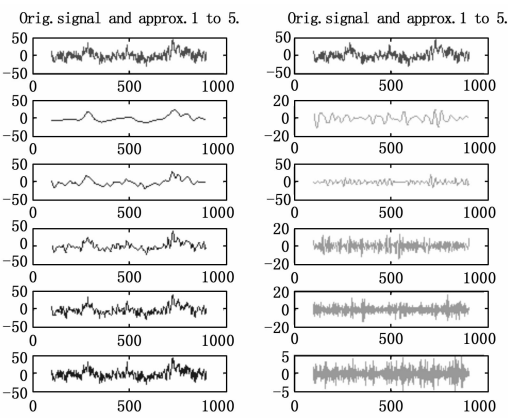


图 4 想象跑步脑电信号五级小波分解

同理, 将其它运动模式的脑电信号进行小波分解, 也能求出信号系数特征和能量均值, 即可构建基于信号系数特征和能量值特征的脑电信号小波特征, 并将之作为分类器的输入信号, 实现对运动模式进行分类。

4 基于最小二乘支持向量机的运动想象脑电信号分类方法

RBF 核函数将样本非线性地映射到高维空间, 且因为仅含有参数  $\sigma^2$  而具有更小的模型选择复杂度<sup>[4]</sup>, 将作为首选。为得到泛化能力良好的最小二乘支持向量机, 首先应该选择适宜的参数  $\sigma^2$ , 将数据映射到合适的特征空间, 然后针对该特征空间寻找合适的惩罚因子  $\gamma$  以使最小二乘支持向量机的置信范围和经验风险具有最佳比例。

由于惩罚因子  $\gamma$  和核函数参数  $\sigma^2$  是影响最小二乘支持向量机性能的主要原因, 为了提高分类的准确率, 就必须对该参数对  $(\gamma, \sigma^2)$  进行优化。基于 CSA 的优化算法<sup>[5]</sup>, 对最小二乘支持向量机分类器的参数进行了优化, 得出最优化后的参数对  $(\gamma, \sigma^2)$  为 (0.641 26, 1.733 4)。

在此基础上, 对包括静止、行走、跑步、下蹲起立、上斜坡和下斜坡等 6 种想象运动脑电信号进行分类处理, 得出如表 2 所示的分类效果, 其中平均识别率为 66.67%、最高识别率达到 69.44%, 达到较高识别水平。

表 2 分类效果

分类模式	识别率/%
静止	65.56
行走	64.35
跑步	69.44
下蹲起立	67.78
上斜坡	66.54
下斜坡	66.35
平均	66.67

5 结论

外骨骼机器人技术与 BCI 系统结合起来, 使人体具有了外骨骼机器人的一系列优良特性, 同时使外骨骼机器人具备了 (下转第 109 页)

其中, 对满足无源性的 DC/DC 变换器全局滑模控制按照式 (6), 可知滑模控制器设计的滑模面为  $s(t) = 2x_1 + 3x_2 + x_3 - e^{-t}$ , 仿真结果见图 5。按照 (9) 式设计的控制器如下所示:

$$u_1 = -0.03x_2(t) + 0.0275x_3(t) + 0.01e^{-t} + 0.03s(t) + 0.01e^{-3t} \|s\|^{-0.8}s(t) + 0.4 + \sin(0.1t)$$

仿真结果见图 6。

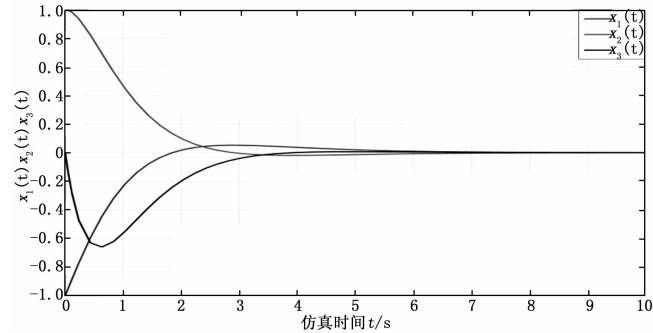


图 4 状态响应

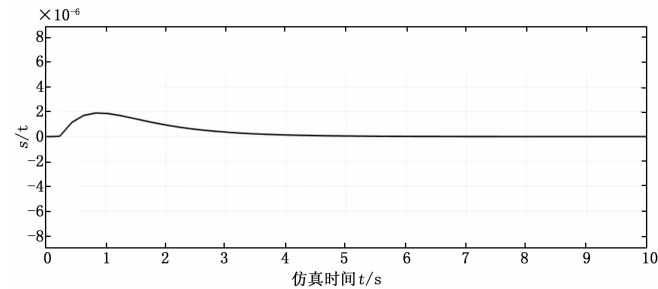


图 5 滑模面

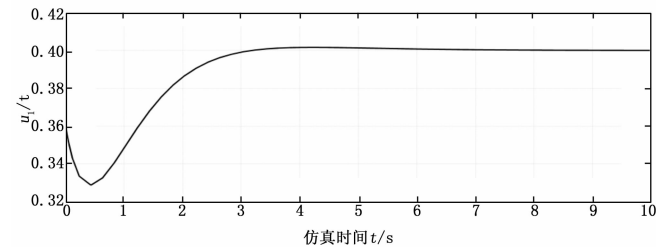


图 6 控制输入

## 4 结论

本文针对光伏发电系统中的 DC/DC 变换器的控制, 通过引入新的控制率进行了全局滑模控制器设计, 通过 Matlab 仿真验证了全局滑模控制策略的有效性, 可得此控制策略增加了整个系统的稳定性和鲁棒性, 同时使 DC/DC 变换器的控制满足无源性。

### 参考文献:

- [1] 耿新华, 赵玉文. 光伏发电和光伏产业在本世纪能源中的地位与发展趋势 [J]. 科学中国人, 2003 (9): 24-25.
- [2] 王长贵, 王斯成. 太阳能光伏发电实用技术 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2005.
- [3] 栗秋华, 周林, 刘强, 等. 光伏并网发电系统最大功率跟踪新算法及其仿真 [J]. 电力自动化设备, 2008, 28 (7): 21-25.
- [4] 王伟, 易建强, 等. DC-DC 变换器的模糊神经网络控制方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16 (11).
- [5] 胡文金, 周东华. 基于强跟踪滤波器的 DC/DC 变换器自适应控制 [J]. 清华大学学报, 2008, 48 (S2).
- [6] 王艳, 陈进军, 纪志成. 基于 SG 的 Buck 变换器自适应反步法控制 [J]. 控制工程, 2009, 16 (6): 0662-0665, 0669.
- [7] 倪雨, 许健平. 准滑模控制开关 DC-DC 变换器分析 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (21): 0001-0006.
- [8] Vadim Utkin. Sliding mode control of DC/DC converters [J]. Journal of the Franklin Institute, 2013, 350 (8): 2146-2165.
- [9] Chang J F, Hung M L, Yang Y S, et al. Controlling chaos of the family of Rossler systems using sliding mode control [J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2008, 37 (2): 609-622.
- [10] Wang H, Han Z, Xie Q, et al. Sliding mode control for chaotic systems based on LMI [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2009, 14 (4): 1410-1417.
- [11] 倪雨, 许健平. 控制受限滑模控制 Buck 变换器优化设计 [J]. 电子学报, 2013 (3): 555-560.
- [12] 吴磊涛, 杨兆华, 胥布工. DC/DC 开关变换器的无源控制方法 [J]. 电工技术学报, 2004, 19 (4): 66-69.
- [13] 宋晓娜, 徐胜元, 沈浩, 等. 不确定 T-S 模糊时变时滞系统的时滞依赖无源输出反馈控制 [J]. 南京理工大学学报, 2011, 35 (1): 6-10.

(上接第 97 页)

人体的智能。本文在当前大多数研究者都致力于将两类想象任务通过 BCI 作用于外骨骼机器人的基础上, 展开了用于下肢外骨骼机器人控制的六种人体运动模式 (包括静止、行走、跑步、下蹲起立、上斜坡和下斜坡) 的脑电感知方法研究, 并取得了以下主要结论。

1) 在信号预处理方面, 基于小波变换的阈值降噪处理方法, 对采集到的脑电信号进行预处理, 符合信号降噪处理的光滑性和相似性准则。

2) 在特征提取方面, 应用小波变换特征提取, 结合能量值特征, 能够构建一种反映脑电信号非线性、时变的小波特征。

3) 在对脑电信号进行分类方面, 运用最小二乘支持向量

机对六种想象运动脑电信号进行分类处理, 得出了平均识别率为 66.67%、最高识别率达到 69.44% 的分类识别效果。

### 参考文献:

- [1] 刘会勇, 赵青. 下肢外骨骼助行机器人研究现状及发展趋势 [J]. 机械设计与制造, 2013, 8 (8): 146-148.
- [2] 蒋靖. 下肢助力外骨骼机构设计与研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [3] 董长虹, 高志. 小波分析工具箱原理与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- [4] 张海军. 支持向量机方法在脑功能信号分析与识别中的应用研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2007.
- [5] 刘冲, 赵海滨. 基于 CSP 与 SVM 算法的运动想象脑电信号分类 [J]. 东北大学学报, 2010, 31 (8): 1098-1101.