

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2017.11.010

# 人体腿部表面肌电信号特征提取方法

王坤朋<sup>1,2</sup>, 庞杰<sup>1,2</sup>, 石磊<sup>3</sup>, 屈剑锋<sup>4</sup>

(1.西南科技大学信息工程学院,四川绵阳621010;2.特殊环境机器人技术四川省重点实验室,四川绵阳621010;  
3.日产汽车技术中心第一电子技术开发部,东京日本257-0028;4.重庆大学自动化学院,重庆400044)

**摘要:**表面肌电信号(sEMG, surface electromyography)作为人体运动检测的主要信息源之一,已被广泛应用于康复训练福祉机器人领域。针对人体下肢动作识别的问题,提出了一种针对表面肌电信号进行小波变换的特征提取方法。在肌电信号的频域分布中,该方法选取小波子空间中活动段的平均功率组成特征向量。为验证所提出方法的有效性,设计实现了一种微型便携式多通道sEMG信号采集系统,并利用支持向量机(SVM, support vector machine)构建分类器对腿部动作进行识别。实验结果表明:该方法能有效识别腿部常见的4种动作,同一个体动作识别率能达到95%以上,不同个体识别率平均能达到85%,能够较好地应用于下肢运动障碍患者的日常康复训练。

**关键词:**sEMG信号;小波变换;平均功率;SVM;康复训练

**中图分类号:**TN911.6

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2017)11-083-08

## Feature extraction method of sEMG of human legs

WANG Kunpeng<sup>1,2</sup>, PANG Jie<sup>1,2</sup>, SHI Lei<sup>3</sup>, QU Jianfeng<sup>4</sup>

(1. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, Sichuan, P.R.China; 2. Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province, Mianyang 621010, Sichuan, P.R.China; 3. Product Development Department Outsourcing Technology of ING, Tokyo 257-0028, Japan; 4. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China)

**Abstract:** Surface electromyography (sEMG) is one of the main information sources of human motion detection and has been widely used in the field of well-being of robots. We present a feature extraction method based on wavelet transform power for identifying the movement of human legs. The average power of the active segment in wavelet subspace is used to make up the feature vector according to the frequency domain distribution of the sEMG signal. In order to verify the effectiveness of the proposed method, we design and implement a small portable multi-channel sEMG signal acquisition system, and construct a classifier with support vector machine (SVM) to identify the leg movements. The results of the study show that the method can distinguish four kinds of common actions of the leg, the recognition rate of the same

**收稿日期:**2017-07-11

**基金项目:**特殊环境机器人技术四川省重点实验室开放基金项目(15kftk03);西南科技大学校级创新基金资助项目(CX16-076);西南科技大学校内基金项目(14zx1107,14zx7124)。

Supported by Fund of Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province (15kftk03), Innovation Fund Project of Southwest University of Science and Technology (CX16-076) and Foundation of Southwest University of Science and Technology (14zx1107,14zx7124).

**作者简介:**王坤朋(1988—),男,博士,主要从事微弱信号检测、机器学习等方面的研究,(E-mail)wkphnzk@163.com。

individual can reach more than 95%, and the recognition rate of different individuals can reach 85%, which can be applied to daily rehabilitation training of patients with lower limb movement disorders.

**Keywords:** sEMG signal; wavelet transform; average power; SVM; rehabilitation training

近年来,国内脑部以及脊髓损伤的患者数量逐渐增多,此类患者通常具有下肢腿部步态异常及活动能力下降的现象<sup>[1]</sup>。物理康复训练作为目前主要的治疗手段之一,理论上能最大程度上帮助患者回到正常生活状态。康复训练方法主要分为手动辅助疗法和设备辅助疗法。其中,传统的手动康复治疗手段中,由于患者的运动训练主要依靠理疗师的手动辅助,常受限于理疗师的体力和技能。同时,传统的理疗方法需要达到一定的训练强度,才能起到预期的恢复效果。

康复设备辅助疗法不仅可以达到传统治疗方法的恢复效果,而且具有较好的重复性,可缓解理疗师纯物理治疗的压力,增加康复训练的有效性,同时减少医疗资源的占用。下肢康复设备主要采用运动传感器采集关节运动物理信息或使用表面电极采集人体 sEMG 信号,控制康复设备辅助患者对下肢腿部进行针对性动作训练<sup>[1-2]</sup>。

sEMG 信号是由人体中枢神经细胞连续传递神经冲动到神经末梢,引起肌肉纤维膜产生的动作电位连续形成的一个个动作电位序列在皮肤表面叠加而成的一种非平稳的微弱信号,能够反映相应骨骼肌的运动状态,及神经系统的指令信息。因此,可采用 sEMG 信号来实现不同肢体动作间的分类识别处理,来为肢体活动及其状态特性分析提供有效帮助,广泛应用于医疗康复机器人、人机接口、生物医学研究等领域。其中,如何准确、实时、可靠地对 sEMG 信号进行采集以及提取特征是时下研究热点之一<sup>[3-5]</sup>。

在 sEMG 的前置采集以及信号分析方面,国内外已取得诸多研究成果,如美国 Noraxon 公司生产的 MyoTrace400 手持型肌电采集仪器<sup>[6]</sup>,可以实现四通道的肌电信号采集。但大多存在体积较大、价格昂贵的问题。在信号分析方法方面,通常采用时域及频域结合的方法来获得 sEMG 信号的特征参数,典型特征如幅值、均方根值、AR 系数、功率谱比值、小波变换系数等<sup>[7-9]</sup>。其中,小波变换具有突出的时空分辨能力,是生物医学信号分析的主要方法之一。

目前,利用 sEMG 信号来对人体动作进行识别处理主要集中于手臂和手腕动作的研究,而针对人体下肢腿部动作的识别研究还相对较少。文章设计并实现了一种微型便携式 sEMG 信号采集系统,提出了一种基于小波变换以及平均功率的信号分析方法,能够结合患者下肢的康复情况进行针对性的训练动作识别。

## 1 sEMG 信号采集系统

针对下肢微弱肌电信号的采集,如图 1 所示,设计并实现了一套微型便携式 sEMG 信号采集系统。多路表面电极信号采用模拟开关分时切换进行同步采集,信号通过前置放大、带通滤波、50 Hz 陷波后,由集成在低功耗微控制器内部的模数转换器进行采样,并通过 2.4 G 无线通信的方式将数据发送到上位机。

sEMG 信号通常会受到毛发、皮肤、脂肪层等生理因素以及工频等环境因素干扰而产生噪声,是一种低信噪比的微弱信号<sup>[10]</sup>。通过对大量肌电信号进行频谱分析与实验验证<sup>[3]</sup>,采集电路放大滤波部分上下截止频率通常设定为 700 Hz 和 10 Hz。其通带内增益为 200~4 000 倍可调。根据 ADC 电压采样范围,并考虑到 sEMG 信号幅度主要在±5 mV 以内,文章实验增益设定为 850 倍。使用 12 位 ADC 对信号进行采样,采样频率设置为 3 072 Hz。采集板实物如图 2 所示。

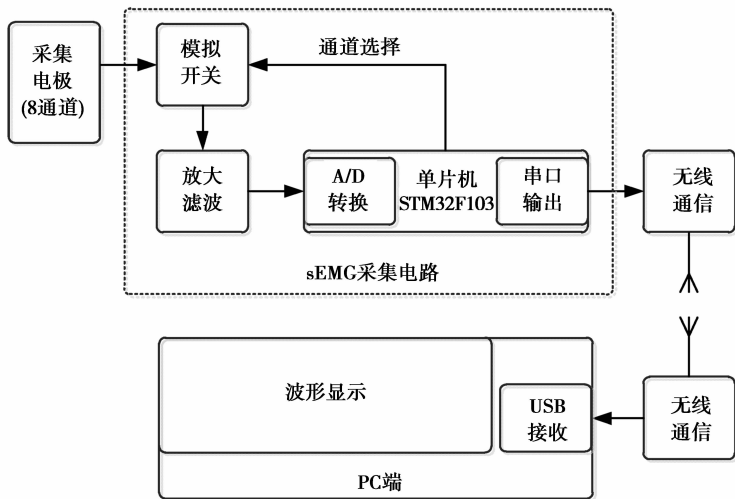


图 1 sEMG 信号采集原理框图

Fig.1 The principle diagram of signal acquisition system

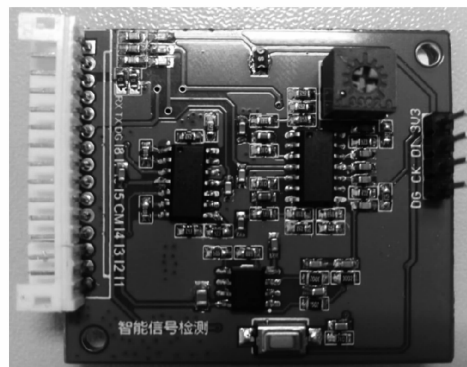


图 2 信号采集电路实物

Fig.2 Signal acquisition circuit

## 2 原理及方法

### 2.1 sEMG 信号采集位置

人体的各种肢体动作,是多组肌肉群牵引骨骼绕关节做不同运动而形成的。其中,同一肢体在做不同的动作过程中,某一参与运动的肌肉群所扮演的角色也不尽相同。因此,可通过研究这块肌群的 sEMG 信号来识别相应肢体的动作方式。医学研究表明,人体下肢在正常运动时,其主要运动肌肉群为股直肌(VR)、大骨外侧肌(VL)、大腿二头肌(BM)、半腱肌(ST)、胫骨前肌(AT)、腓骨长肌(PL)、内侧腓肠肌(GM)及比目鱼肌(SM)。腿部运动关键肌群分布如图 3 所示,各肌肉群连接的大关节以及功能如表 1 所示。

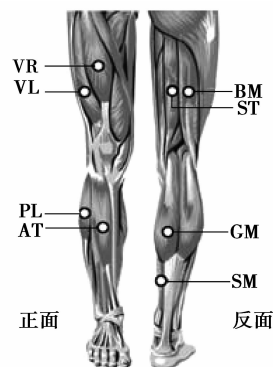


图 3 腿部肌群分布<sup>[10]</sup>

Fig.3 Distribution of leg muscle groups

表 1 腿部肌群及功能描述

Table 1 Leg muscle and functional description

肌群	连接关节	功能
股直肌(VR)	膝关节、髌关节	伸小腿、屈大腿
大腿外侧肌(VL)	膝关节	伸小腿
大腿二头肌(BM)	膝关节、髌关节	屈小腿、伸大腿、外旋小腿
半腱肌(ST)	膝关节、髌关节	伸大腿、屈小腿、内旋大腿
胫骨前肌(AT)	踝关节	使足背屈、内翻和内收
腓骨长肌(PL)	踝关节	使足外翻及跖屈
内侧腓肠肌(GM)	踝关节、膝关节	屈小腿、提起足跟、固定膝关节、平衡身体
比目鱼肌(SM)	踝关节、膝关节	屈小腿、提起足跟、固定膝关节、平衡身体

由于内侧腓肠肌在文中测试动作中起主要作用,并且浅层面积较大,方便采集,文中选取人体右腿的内侧腓肠肌为信号采集肌群。

## 2.2 小波包分解

建立在小波分解基础上的小波包变换<sup>[7-9]</sup>是一种基于完整二叉树结构的信号分解与重构算法。它对子空间的低频部分和高频部分同时进行分解,提高了信号的时频分辨率,是一种更精细的信号分析方法。

当小波分解层数为  $n$  时,有  $2^n$  个子空间,将分解后的子空间标记为  $W_n^m$ ,其中  $m=2^0, 2^1, \dots, 2^n$ 。当  $m$  为奇数时,  $W_n^m$  为高频部分;当  $m$  为偶数时,  $W_n^m$  为低频部分。小波包空间分布如图 4 所示。

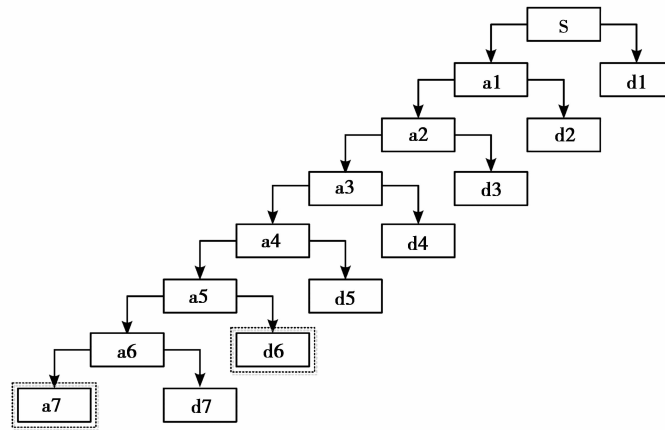


图 4 小波包

Fig.4 Wavelet package

对 sEMG 信号进行 7 层小波包分解,小波基采用 HAAR 小波。由于采集系统采样频率为 3 072 Hz,小波分解空间平均拆分 0~1 536 Hz 之间的信号数据。由于 sEMG 信号能量集中在 20~160 Hz 段内,根据频率分布,文中选取  $W_7^1, W_6^2$  作为特征空间为

$$S_{EMG} = W_7^1 \oplus W_6^2 \quad (1)$$

## 2.3 特征提取

### 2.3.1 活动段提取

为了获取关于单个动作的 sEMG 信号特征参数,需要将能表征动作的信号数据提取出来,这段信号称为活动段<sup>[10-13]</sup>。由于原始 sEMG 信号具有平均值为零的特点,文章首先在特征空间对  $W_7^1, W_6^2$  进行取模变换,再采用移动平滑时间窗对特征信号进行平滑处理,并设定相应的移动能量时间窗,移动提取窗内信号总能量。在  $W_n^m$  特征空间内,设定第  $l$  个能量时间窗的时间半宽度为  $k$ ,中间时刻为  $t_l$ ,窗内总能量为  $Q_l$ ,其能量表达式为:

$$Q_l = \int_{t_l-k}^{t_l+k} (W_n^m(r))^2 dt \quad (2)$$

结合设定阈值,可得信号活动段的起止时间位置,从而达到提取信号活动段的目的。

### 2.3.2 特征提取

由于 sEMG 信号的波形幅度值反映了肌肉力的大小,其变化趋势反映了肌肉力的变化过程。经过大量实验验证,本文选取对应特征空间的平均功率组成特征向量,用于刻画 sEMG 信号幅度随运动模式的变化趋势。设定  $W_n^m$  特征空间非零数据个数为  $R$ ,  $P_n^m$  为对应特征空间的平均功率,为

$$P_n^m = \frac{1}{R} \int_0^{R-1} (W_n^m(r))^2 dr \quad (3)$$

### 2.3.3 动作分类

支持向量机<sup>[14-16]</sup>能通过其核函数的非线性关系将输入样本映射到高维特征空间,并构造相应的最优分

类超平面,从而将样本区分开。本文使用支持向量机将特征数据分为静息、行走、压腿、跳跃 4 个动作类,其核函数为线性核函数。该方法采用二分类原理基础上的“一对多”的分类方式来实现 4 种动作的分类以及单个动作的识别。当样本为 $(x_i, y_i)$ 时,其最优判别函数式为

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^m a_i y_i k(x, x_i) + b \right], \quad (4)$$

式中: $m$  为样本数; $a$  与  $b$  为函数系数; $k(x, x_i)$  为对应核函数。

### 3 动作识别实验及分析

实验采用如图 5(a)所示的 AgCl 圆形电极,直径为 0.80 cm。为使采集环境尽量贴合普通自然环境,实验场景设置为室内常温环境。首先使用医用酒精擦拭测试皮肤表面,再将电极片靠拢放置于肌肉腹部,其电极布置方式如图 5(b)所示。受试者右腿自然着地下压,并收缩内侧腓肠肌,在突起的内侧腓肠肌轴线上寻找肌腹中心点  $e_i$  作为信号参考点,另外 2 个采集点  $e_1, e_2$  与  $e_i$  延肌肉轴线分布,并在  $e_i$  两侧,相邻 2 个采样点间隔为 1.0 cm<sup>[17-18]</sup>。

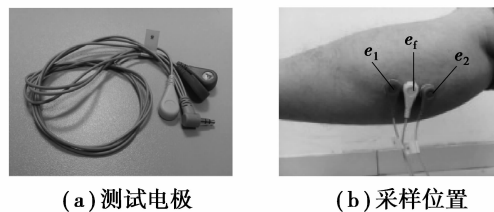


图 5 电极及采样位置

Fig.5 Electrode and sampling position

实验受试者选取 7 名健康男性、4 名健康女性,年龄为  $23 \pm 3$  岁,身高为  $168 \pm 10$  cm,体重为  $58 \pm 11$  kg。

根据大多数腿部残病患者康复训练情况,分为初期治疗训练以及后期康复训练,分析动作具体为初期的静息、行走,以及后期的跳跃、压腿。每组数据记录包括 3 个动作周期,每组动作取每人 50 组数据作理论分析。其中一位受试者采样信号如图 6 所示。

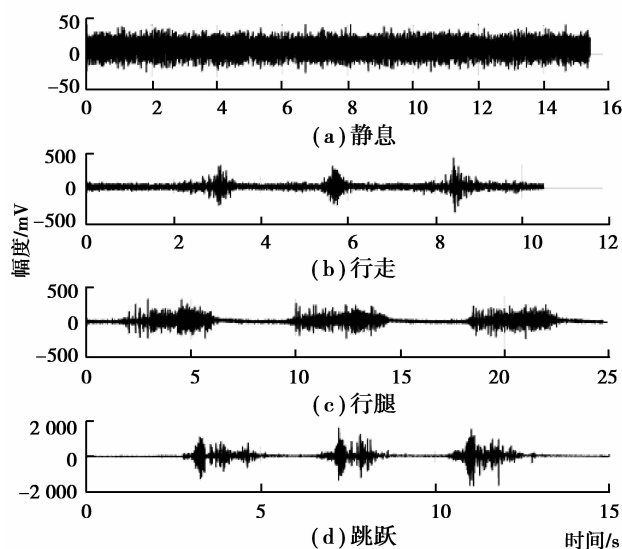


图 6 采集信号示例

Fig.6 Examples of acquisition signals

对实验采集到的 sEMG 信号进行小波变换及特征空间活动段提取,结果如图 7 所示。

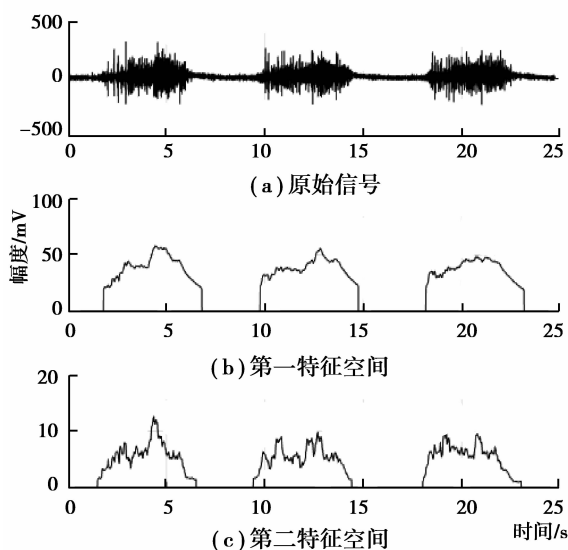


图 7 活动段特征空间

Fig.7 Feature space of active segment

从图 7 可知,文中提出的方法能够提取到信号的有效部分,即活动段信号。将受试者中 1~4 号的特征数据作直方图(图 8)。

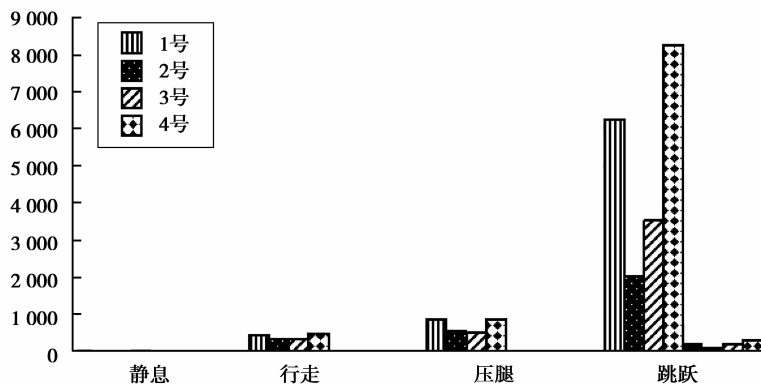


图 8 特征直方图

Fig.8 Feature histogram

从图 8 中可以看出,使用该方法来分析 sEMG 信号时,分类器对同一个体的不同动作信号区分明显,该方法能够帮助下肢腿部残病患者在不同理疗状态下进行理想的康复训练。

为进一步验证文中特征提取方法的有效性,本文实验根据幅度以及变化趋势信息的判别标准,分别使用相同特征空间下的活动段面积、方差、平均功率等特征来组成特征向量,用于对比。将 50 组数据作为支持向量机的输入,其中分 30 组为训练样本,20 组为测试样本。分别对同一人的特征数据以及不同人的特征数据进行分类,对不同个体间的不同动作进行分类,得到 4 种不同动作的识别率。再将每个个体间识别率求平均,得到动作识别率结果如表 2 所示。

表 2 分类结果

动作	同个体			异个体			%
	均方根	平均功率	面积	均方根	平均功率	面积	
静息	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	
行走	93.2	95.0	87.5	67.7	70.0	61.3	
压腿	93.2	95.0	85.0	66.8	70.0	57.4	
跳跃	100.0	100.0	97.30	99.5	100.0	91.3	

对比试验结果表明,提取 sEMG 信号  $W_1^1$  和  $W_2^2$  2 个特征空间内活动段信号的平均功率特征用于动作识别,有着较高的识别率。其中同一个体的 4 个动作识别率能达到 95% 以上,对于不同个体间的不同动作识别率平均可达 85%。

与其他两种特征相比,提取均方根作为特征时,同一个体识别率达到 93.2% 以上,异个体为 66.8% 以上,提取面积时分别为 85% 及 57.4%。文中采用的特征提取方法整体识别效果要优于其他两种方法。

由于人体运动具有一定的随机性,使得同种肢体动作下各个完整动作的完成时间之间没有明确的映射关系,各个完整动作信号通常会受到一些随机成分干扰,这些成分主要是肢体在不同次数动作之间的细节差别产生的。因此,基于面积特征研究时,同一动作的 sEMG 信号波形的周期长度无法用于特征提取研究,对于特征信号的面积也带来极大不确定性,导致其识别率较低。利用均方根特征时,对信号成分中的细节部分不能很好提取,会导致具有一定相似度的动作产生 sEMG 信号所提取出的特征值相对难以分类,导致识别率降低。

## 4 结 论

提出了一种基于小波变换以及平均功率的 sEMG 信号特征提取方法。该方法选取人体下肢小腿内侧腓肠肌肌群为 sEMG 信号采集部位;使用独立设计的信号采集系统对 sEMG 信号进行采集并进行滤波、放大等预处理;对 sEMG 信号进行 7 层小波包变换,提取小波包中第 7 层的低频系数以及第 6 层的高频系数为特征空间;使用设定时间窗以及能量阈值的方法检测并提取出特征空间中的活动段信号;并利用活动段信号的平均功率组成 sEMG 信号的识别特征;最后使用支持向量机的方法验证该方法的识别精度。研究结果表明,文中所提取的特征值,能帮助分类器精确地识别出不同的腿部动作,同一个体中动作识别率能达到 95% 以上,不同个体能达到 85%,能够较好地应用于腿部残病患者的日常康复训练。

### 参考文献:

- [1] 胡进,侯增广,陈翼雄,等.下肢康复机器人及其交互控制方法[J].自动化学报,2014,(11):2378-2383.  
HU Jin, HOU Zengguang, CHEN Yixiong, et al. Lower Limb Rehabilitation Robots and Interactive Control Methods[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, (11): 2378-2383. (in Chinese).
- [2] 吴常铖,宋爱国,李会军,等.一种上肢康复训练机器人及控制方法[J].仪器仪表学报,2014,35(5):999-1004.  
WU Changcheng, SONG Aiguo, LI Huijun, et al. Upper limb rehabilitation training robot and its control method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5): 999-1004. (in Chinese).
- [3] Luh G C, Ma Y H, Yen C J. Muscle-gesture robot hand control based on sEMG signals with wavelet transform features and neural network classifier[J]. Machine Learning and Cybernetics, 2016, (7): 10-13.
- [4] Sakshi S, Hemu F, Nidhi C. Feature Extraction and Classification of Surface EMG Signals for Robotic Hand Simulation[J]. Communications on Applied Electronics, 2016, (2): 27-31.
- [5] Khokhar Z O, Xiao Z G, Menon C. Surface EMG pattern recognition for real-time control of a wrist exoskeleton[J].

- BioMedical Engineering OnLine, 2010, 9(1): 1-17.
- [6] De Luca C J, Gilmore L D, Kuznetsov M, et al. Filtering the surface EMG signal: movement artifact and baseline noise contamination[J]. Journal of Biomechanics, 2010, 43(8): 1573-1579.
- [7] Cengiz T, Ilyas E, Nurettin S. Feature extraction of wavelet transform for sEMG pattern classification[J]. Signal Processing and Communications Applications Conference, 2014, (4): 23-25.
- [8] Jordan R, Jessica S, Jaydip D. Real-time individual finger movement of a mecha TE robotic hand using human forearm sEMG signals through hardware-software communication[J]. Scholars Journal of Engineering and Technology, 2015, (3): 251-257.
- [9] 秦毅,王腾,何启源,等.高密度小波变换在滚动轴承复合故障诊断中的应用[J].重庆大学学报,2013,(3):13-19.  
QIN Yi, WANG Teng, HE Qiyuan, et al. Application of higher density wavelet transform to composite fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Chongqing University, 2013, (3): 13-19. (in Chinese).
- [10] 佟丽娜,侯增广,彭亮,等.基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法[J].自动化学报,2014,(5):810-821.  
TONG Lina, HOU Zengguang, PENG Liang, et al. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, (5): 810-821. (in Chinese).
- [11] 熊安斌,丁其川,赵新刚,等.基于单通道 sEMG 分解的手部动作识别方法[J].机械工程学报,2016,52(7):6-13.  
XIONG Anbin, DING Qichuan, ZHAO Xingang, et al. Classification of hand gestures based on single-channel semg decomposition[J].Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(7): 6-13. (in Chinese).
- [12] 陈江城,张小栋,尹贵.基于表面肌电信号的人体步态事件快速识别方法[J].中国机械工程,2016,27(7):911-924.  
CHEN Jiangcheng, ZHANG Xiaodong, YIN Gui. Human gait events fast recognition method vis surface electromyography[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(7): 911-924. (in Chinese).
- [13] Linhares N D, Andrade A O. Parametric sEMG muscle activity detection based on MAV and sample entropy[C]// Biosignals and Biorobotics Conference. [S.l.]: IEEE, 2014: 1-6.
- [14] 王见,陈义,邓帅.基于改进 SVM 分类器的动作识别方法[J].重庆大学学报,2016,39(2):12-17.  
WANG Jian, CHEN Yi, DENG Shuai. A gesture-recognition algorithm based on improved SVM[J]. Journal of Chongqing University,2016, 39(2): 12-17. (in Chinese).
- [15] Pomboza-junez G, Terriza J H. Hand Gesture Recognition based on sEMG signals using Support Vector Machine[M]. New York, NY, USA: IEEE, 2016.
- [16] Babita, Preeti K, Yogendra N, et al. Binary movement classification of sEMG signal using linear SVM and Wavelet Packet Transform[C] // 2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems. IEEE, 2016, (7): 4-6.
- [17] 洋洋,陈小惠,王保强,等.脉搏信号中有效信号识别与特征提取方法研究[J].电子测量与仪器学报,2016, 30(1):126-132.  
YANG Yang, CHEN Xiaohui, WANG Baoqiang, et al. Effective signal recognition and feature extraction of pulse signal[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2016, 30(1): 126-132. (in Chinese).
- [18] 卢宁艳,王健,杨红春.电极放置位置对表面肌电信号特征的影响[J].中国运动医学杂志,2008,27(2):174-178.  
LU Ningyan, WANG Jian, YANG Hongchun. The Influences of Electrode Location on the sEMG Signal from the Exercise-Induced Fatigued Muscle[J].Chinese Journal of Sports Medicine, 2008, 27(2): 174-178. (in Chinese)

(编辑 詹燕平)