

文章编号: 1000-5862(2018)05-0512-06

一种基于 sEMG 信号的手势识别方法研究

于海龙¹, 范雪莉¹, 宫海兰², 谢 叻^{3,4}

(1. 许昌学院电气(机电)工程学院, 河南 许昌 461000; 2. 上海信息技术学校, 上海 200331;

3. 上海交通大学国家数字化制造技术中心, 上海 200030; 4. 上海交通大学生物医学工程学院, 上海 200030)

摘要: 随着机器人技术的发展, 利用表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号进行动作识别成为研究的热点。针对 sEMG 与手部动作关系复杂且实际应用困难的问题, 该文提出一种基于 BP(back propagation)神经网络的模式识别系统, 可通过指浅屈肌和肱挠肌的 2 路 sEMG 信息源, 识别手部 6 种不同姿态。该研究采用 1 阶数字低通无限脉冲响应滤波器提取信号包络, 并利用能量特征值进行端点检测, 选取短时能量、过零率和 12 阶线性预测系数进行模式识别。实验结果表明: 该方法可以达到 90% 以上的识别正确率, 具有一定的实际应用前景。

关键词: 表面肌电信号; 模式识别; BP 神经网络; 端点检测

中图分类号: TP 391.9 文献标志码: A DOI: 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2018.05.14

0 引言

随着机器人技术的发展, 基于 sEMG 信号的手部动作识别越来越受到人们的关注。例如, 1) 自主康复: 很多中风幸存者会留下后遗症, 即上肢运动功能受损。大多表现为手臂肌肉可控, 但是手部运动功能受损。为此, 可用辅助设备来进行康复训练。在利用有动力康复设备进行手部康复训练时, 可根据小臂肌肉状态判断出患者的手部动作意图, 进而驱动康复设备帮助患者实现动作意图。这样不仅可节省人力资源, 让康复师更专注于康复内容的制定, 还可提高患者的积极性, 减轻心理负担^[1-2]; 2) 手语交流: 人们可利用手指、手掌、手腕、手臂的位置和形状来传递信息。普通人可以通过手势动作表达问候、感谢等信息。而手语识别对于聋哑人的生活有着更为重要的意义, 他们用标准化的手势动作进行交流^[3]。目前, 只有极少数的非聋哑人能够读懂手语, 如果能够利用表面肌电信号准确判断并显示手语, 则将极大方便社会交流^[4-5]; 3) 人机交互: 人机遥控操作机器人系统, 可以应用于很多特殊的环境。如果可以通过采集表面肌电信号, 判断手臂动作, 从而进行机器人遥控操作, 则将大幅提高控制的效率^[6-7]。

目前, 许多学者对基于 sEMG 信号的手部动作识别进行了研究。文献[8]提出了一种将加速度与 sEMG 信号融合在一起, 进行手部姿态识别的方法, 并研制出了样机。实验结果表明: 对于 19 种预定的姿态, 平均识别率可达到 95%。文献[9]提出了一种基于 sEMG 的手部姿态识别的优化方法, 可有效地应用于正常人和截肢患者的人机交互领域。此外, 该文献提出了一种低成本的传感器系统并用于肌电信号的模式识别, 系统包括一种新的模拟前端和一个低功耗的微控制器。实验表明该系统效率与当前的高端传感器相当, 为今后研制穿戴设备提供了新思路。文献[10]利用 3 种类型的传感器分别测量手指轨迹角、力和小臂 sEMG 信号, 利用信息融合技术, 判断手部姿态。结果显示: 该方法可以达到较高的识别率, 且将来可应用于手部动作分析和人机交互领域。文献[11]提出了基于支持向量机(support vector machines)和隐马尔可夫模型(hidden markov models) 2 种异构分类器互补的方法来提高识别率。结果显示: 这种互补方法可比单一的方法提高 12% 的识别正确率。文献[12]利用 sEMG 信号进行手部握手机动作分类的可重复性, 为发布可重复性的数据库做了记录实验, 且利用平均绝对值、波形长度特性和随机森林分类器对数据进行了分析, 实验结果发现, 训

收稿日期: 2018-06-01

基金项目: 国家自然科学基金面上(61672341)资助项目。

作者简介: 于海龙(1984-), 男, 黑龙江绥化人, 讲师, 博士, 主要从事医疗机器人控制和生物信号处理的研究。E-mail: yu-hailong@hotmail.com

练和测试分时进行正确率会比同时进行正确率下降 27.03% ,这一结论对假手控制系统的进一步研究具有指导意义.然而,目前大部分研究都集中在动作类型的识别上,对采用 2 个以上的 sEMG 传感器,甚至采用多种传感器相结合的方式,来提高系统集成度、降低成本、增强 sEMG 信号的应用性研究较少.

针对患者实际应用需求,本文提出了一种基于 2 通道 sEMG 信号和 BP 神经网络的手部姿态识别方法,构建了 sEMG 实验平台,精确采集手部不同姿态下肌肉的输出信号,通过端点检测提取所需的动作信号,经过特征提取与 BP 神经网络最终对手部姿态进行识别.

1 基于 sEMG 信号的手部动作识别方法

1.1 整体研究方案

提出了一种基于人体表面肌电信号的手部动作识别方法,可分为信号采集与预处理、特征提取、动作分类 3 个部分.整体研究方案如图 1 所示.1)当手部做出不同姿态时,采集相关肌肉所产生的表面肌电信号,并进行带通滤波及放大处理,除去噪声干扰;2)对数据进行特征提取.在此之前,先进行端点检测,分段挑选出与动作有关的数据,去除肌肉放松时的数据;3)利用有效实验数据对 BP 神经网络分类器进行训练,并利用分类器进行动作分类.

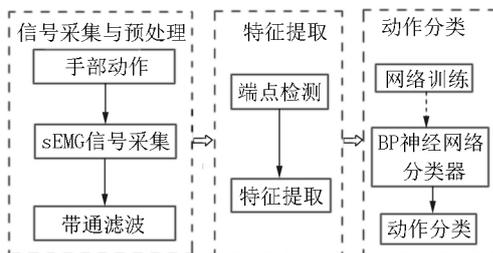


图 1 整体研究方案

1.2 sEMG 数据采集与预处理

表面肌电信号是由于肌肉收缩产生的一种非常微弱的生物电信号,振幅平均值一般在微伏到毫伏之间^[13].容易受到环境噪声、运动失真噪声、心电信号和串扰噪声等的干扰^[14-15].

稳定而精准的肌电信号,是模式识别的首要任务.为此,设计并开发了一套人体表面肌电信号采集系统,用于采集 sEMG 信号并进行带通滤波预处理,其工作流程如图 2 所示.

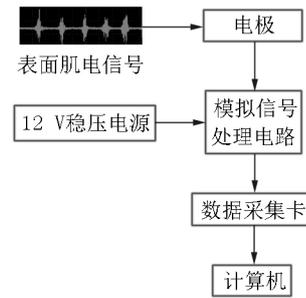


图 2 信号采集框图

系统采用 12 V 稳压电源对模拟信号处理电路进行供电,有效地减少对肌电信号的干扰.信号输出电压范围 $-5 \sim +5$ V,信号放大倍数 50 倍.偏置信号电压范围为 $0 \sim +5$ V.数据采集卡采用 PCI 总线设计,肌电信号记录最大频率为 1.6 MHz,可由计算机进行供电.采用电极为一性粘性 Ag/AgCl 按钮电极,在使用时预先清洁皮肤并用医用酒精擦拭,再将电极片粘贴在皮肤表面.模拟信号处理电路可同时采集 3 通道肌电信号,并进行 11 ~ 1 940 Hz 的带通滤波.

1.3 端点检测

经过预处理后的表面肌电信号,是绵长连续的数据,其中既包含了手部动作时的数据,也包含了手部放松时的数据.因此,判断和提取手部动作时的数据是进行特征识别的必要步骤.

通过计算某一段时间内的各通道信号的能量平均值,并与设定的阈值进行比较,来判断动作的起始点与终止点,其具体过程如下:

(i) 计算各通道在某一时刻段内 m 个采样点的能量值,并将各通道的能量值进行平均计算.

$$E_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i \quad E_i = (x_i^2 + x_{i+1}^2 + \dots + x_{i+m-1}^2) / m,$$

其中 n 表示采集通道数目;

(ii) 将各通道的能量平均值与阈值 T_V 相比较,比较后的结果如下:

$$y_i = \begin{cases} x_i E_a \geq T_V, \\ 0 E_a < T_V. \end{cases}$$

1.4 特征提取

经过对数据的分析,选取短时能量、过零率和线性预测系数(LPC)作为特征,进行模式识别.

(i) 短时能量 采用迭代计算的方法,计算相邻 50 个数据的能量,计算公式如下:

$$E(i) = \sum_{n=0}^{L-1} y_i^2(n),$$

其中 $y_i(n)$ 代表数据 L 代表窗口长度;

(ii) 过零率 计算公式如下:

$$Z(i) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{L-1} |\text{sgn}[y_i(n)] - \text{sgn}[y_i(n-1)]|,$$

$$\text{sgn}[x] = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ -1, & x < 0; \end{cases}$$

(iii) 线性预测系数 它是由自回归模型的转移函数定义的,公式为

$$H(z) = G / (1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}),$$

其中 G 代表放大系数.

1.5 动作分类

采用 BP 神经网络来进行分类,拓扑结构如图 3 所示,其中 X_n 表示输入数值, Y_m 表示预测值, ω_{ij} 和 ω_{jk} 为 BP 神经网络权值.

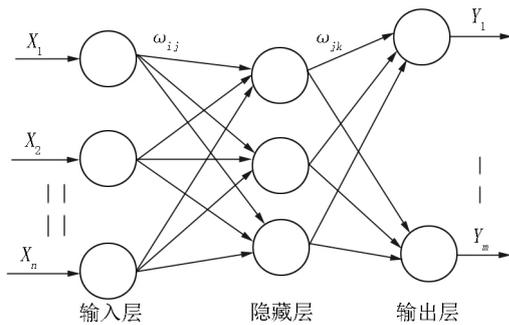


图 3 BP 神经网络拓扑结构

BP 神经网络使用前首先需要训练,使得网络具备预测的能力. BP 神经网络的训练过程包括以下几个步骤:

(i) 网络初始化 根据网络输入数据与输出数据,确定网络输入层节点数 $n = 26$, 隐含层节点数 $l = 17$, 输出层节点数 $m = 6$, 并确定 ω_{ij} 与 ω_{jk} , 隐含层阈值 a , 输出层阈值 b 的初始值;

(ii) 隐含层输出计算 根据已知量计算隐含层输出 H , 公式如下:

$$H_j = f(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j) \quad j = 1, 2, \dots, l,$$

其中隐含层激励函数为 $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$;

(iii) 输出层计算 计算 BP 神经网络的预测输出 O , 公式如下:

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k,$$

其中 $k = 1, 2, \dots, m$;

(iv) 误差计算 根据网络预测输出 O 和期望输出 Y , 计算得到网络预测误差 e , 公式如下:

$$e_k = Y_k - O_k,$$

其中 $k = 1, 2, \dots, m$;

(v) 权值更新 根据网络预测误差 e 更新网络

连接权值 ω_{ij} 与 ω_{jk} ,

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k,$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, l$, $k = 1, 2, \dots, m$, $\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k$, η 表示学习速率;

(vi) 阈值更新 根据网络预测误差更新网络节点阈值 a 和 b ,

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k,$$

其中 $j = 1, 2, \dots, l$, $b_k = b_k + e_k$, $k = 1, 2, \dots, m$;

(vii) 迭代终止确定 判断算法迭代是否结束, 如果没有, 则返回步骤(ii).

2 实验结果

2.1 实验设计

为了验证上述方法的可行性, 进行了验证实验. 5 名习惯手为右手的受试者参与了实验. 实验过程中, 2 个 sEMG 传感器被安置在指浅屈肌和肱挠肌外部的皮肤上. 实验者按照要求分别进行握拳、展拳、内翻、外翻、OK 和胜利 6 个动作, 每个动作做 10 次. 为了避免肌肉疲劳, 每 2 组动作之间会有 2 min 的休息时间. 实验动作如图 4 所示.

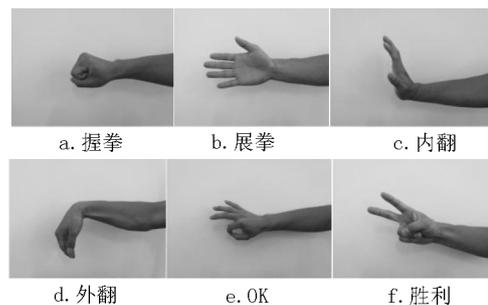


图 4 6 个实验动作

2.2 采集与预处理结果

利用 1.1 小节所提出的信号采集与预处理方法, 对表面肌电信号进行带通滤波和放大处理. 以握拳姿态为例, 得到 2 个通道的数据如图 5 所示. 其中, 数据长度为 5 次握拳动作, 通道 1 为指浅屈肌, 通道 2 为肱挠肌.

由图 5 可看出, 经过预处理的表面肌电信号可以较好地地区别动作与放松 2 种不同的状态. 当肌肉放松时, 2 通道输出数据均为 0 ~ 0.1 V 左右. 当肌肉紧张时, 输出数据幅值变大, 通道 1 输出数据幅值为 -0.7 ~ 0.7 V, 通道 2 输出数据幅值为 -1.0 ~ 1.0 V.

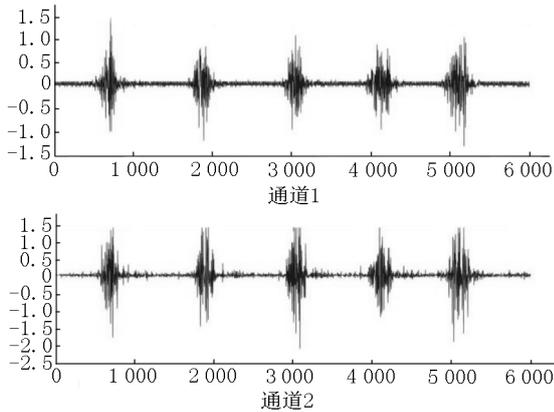


图 5 预处理后的数据

2.3 端点检测结果

采用 1.2 小节的方法对采集到的信号进行端点检测. 以握拳姿态为例, 得到的能量包络如图 6 所示. 其中, 数据长度为 5 次握拳动作, 通道 1 为指浅屈肌, 通道 2 为肱挠肌.

从图 6 可看出, 能量包络可非常清晰地分辨出肌肉放松和紧张 2 种状态. 当肌肉放松时, 能量几乎为 0, 当握拳动作开始时, 能量开始增加, 增加到峰

值后开始下降. 整个握拳动作对应的能量包络为抛物线形状.

基于此, 对于 2 个通道的 5 个动作进行端点检测, 结果如图 7 所示, 其中自上而下分别为通道 1 的采集数据、通道 2 的采集数据和 2 个通道的平均能量. 检测结果显示, 该方法可非常清晰地判别出动作的起点和终点.

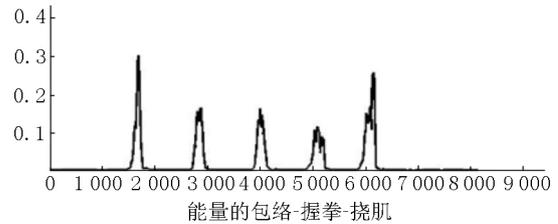
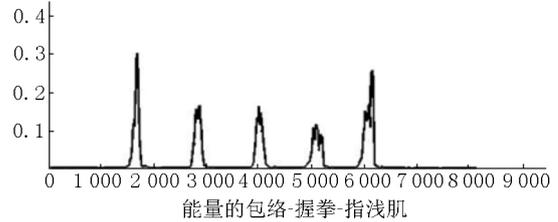
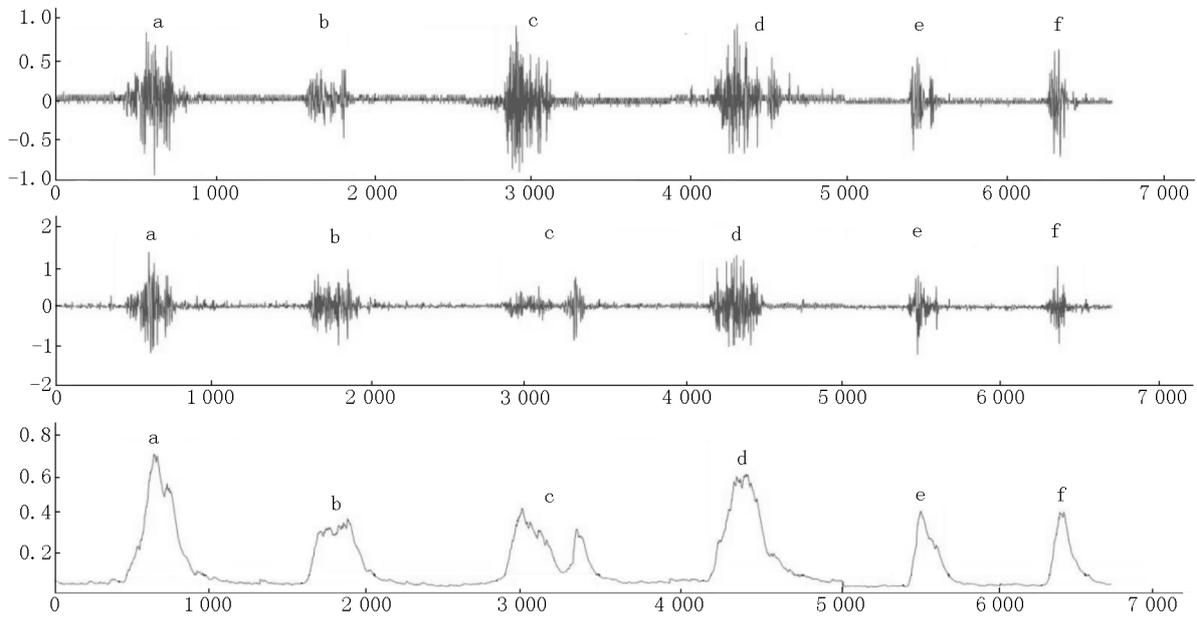


图 6 握拳动作数据能量包络



(a) 握拳; (b) 展拳; (c) 内翻; (d) 外翻; (e) OK; (f) 胜利.

图 7 起点(实线)和终点(虚线)检测结果

2.4 特征提取结果

选取短时能量、过零率和 LPC 作为特征, 进行动作识别. 特征提取结果如图 8 所示, 从上至下分别为短时能量、过零率和 LPC, 每种动作做 5 次. 由特征提取结果可看出, 短时能量和过零率可十分清晰地表征这 6 种动作, 而 LPC 表征的效果稍差.

2.5 分类结果

利用提出的方法, 对 BP 神经网络分类器进行训练, 得到 6 类动作识别的结果如图 9 所示. 图 9 中数字 1~6 分别代表握拳、展拳、内翻、外翻、OK 和胜利手势. 从图 9 中可看到, 6 类动作识别结果正确率均在 90% 以上. 其中, 外翻手势平均正确识别率最低, 为 93.69%; 内翻手势平均正确识别率最高, 为 95.50%. 这与 LPC 特征值表征一致.

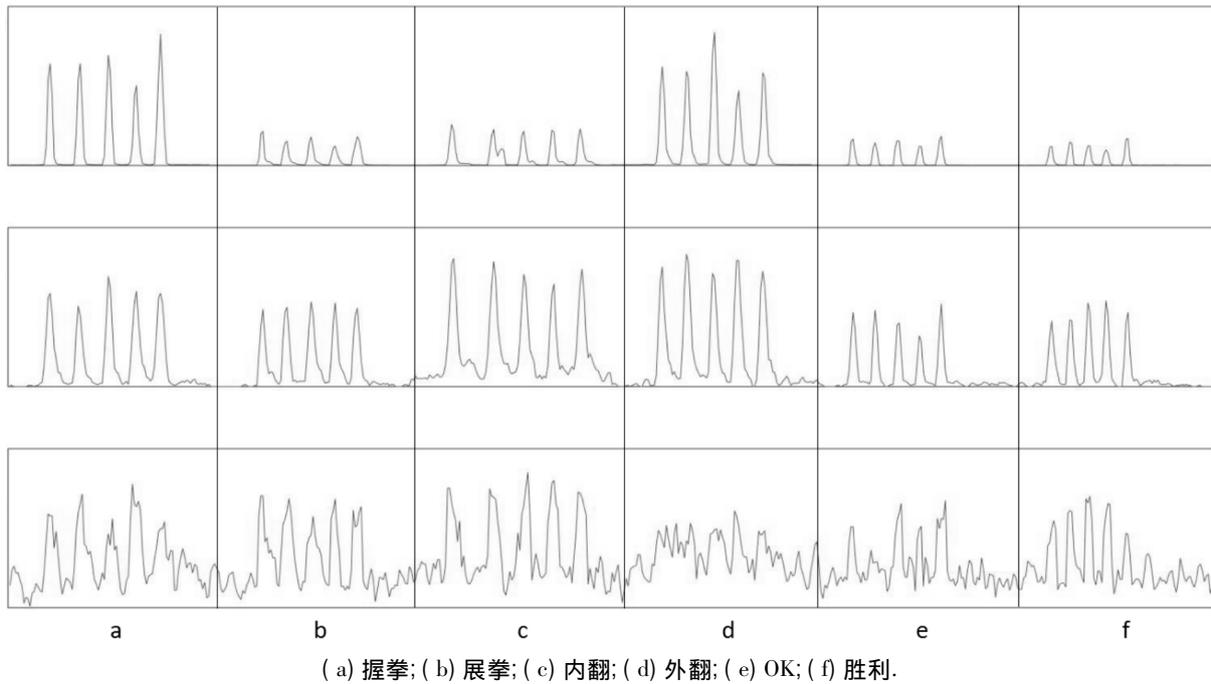


图8 特征提取结果

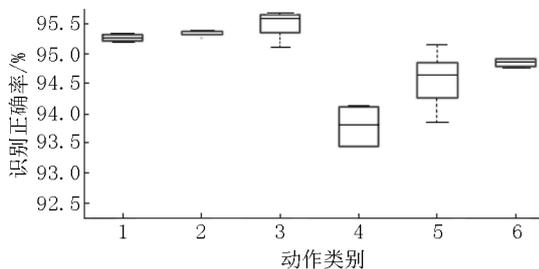


图9 手部动作识别结果

图10是对5名实验人员的识别结果进行统计分析.从图10中可看到5名实验人员动作识别结果正确率均在90%以上.其中,1号实验人员的平均正确识别率最低,为94.43%;5号实验人员的平均正确识别率最高,为95.02%.这一结果,可能与个体的肌肉状态和皮下脂肪厚度有关.

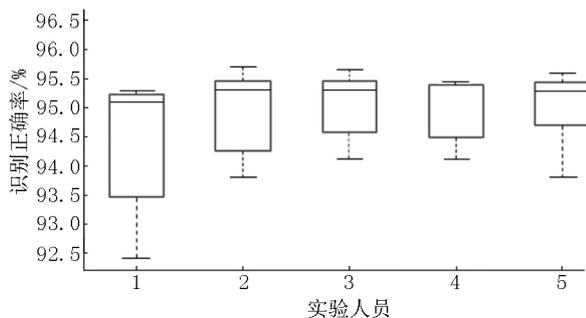


图10 实验人员识别结果

3 结论

针对表面肌电信号控制系统集成化与简约化的要求,提出了一种基于指浅屈肌和肱挠肌2通道信

号采集并进行动作识别判断的方法.通过对表面肌电信号进行带通滤波预处理、端点检测、特征提取,最终进行动作分类.其中,特征提取选用了短时能量、过零率和12阶线性预测系数进行模式识别.实验结果表明,该方法可较好地判断握拳、展拳、内翻、外翻、OK、胜利6类动作,具有一定的实际应用价值.但是该研究只进行了离线实验,如何在线实时进行模式识别将是下一步研究的方向.

4 参考文献

- [1] Lambelet C, Lyu M, Woolley D et al. The eWrist-A wearable wrist exoskeleton with sEMG-based force control for stroke rehabilitation [C]//Rehabilitation Robotics (ICORR), 2017 International Conference on IEEE 2017: 726-733.
- [2] Meng Qingyun, Meng Qiaoling, Yu Hongliu. A survey on sEMG control strategies of wearable hand exoskeleton for rehabilitation [C]//Intelligent Robot Systems (ACIRS), 2017 2nd Asia-Pacific Conference on IEEE, 2017: 165-169.
- [3] Wu Jian, Tian Zhongjun, Sun Lu. Real-time American sign language recognition using wrist-worn motion and surface EMG sensors [C]//Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN), 2015 IEEE 12th International Conference on IEEE 2015: 1-6.
- [4] Kim J, Kim E, Park S et al. Implementation of a sign language primitive framework using EMG and motion sensors [C]//Consumer Electronics 2016 IEEE 5th Global Con-

- ference on IEEE 2016: 1-2.
- [5] Su Ruiliang ,Chen Xiang ,Cao Shuai ,et al. Random forest-based recognition of isolated sign language subwords using data from accelerometers and surface electromyographic-sensors [J]. *Sensors* 2016 ,16(1) : 100.
- [6] Sun Guanghao ,Yu Wenwei. Development of an EMG-based human-machine interface on open-source linux platform for evaluating the motor skill acquisition process [C] //The 17th International Conference on Biomedical Engineering ,Springer Singapore 2017: 38-42.
- [7] Huang Youjia ,Liu Honghai. Performances of surface EMG and ultrasound signals in recognizing finger motion [C]// Human System Interactions(HSI) ,2016 9th International Conference on IEEE 2016: 117-122.
- [8] Lu Zhiyuan ,Chen Xiang ,Li Qiang. A hand gesture recognition framework and wearable gesture-based interaction prototype for mobile devices [J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 2014 ,44(2) : 293-299.
- [9] Benatti S ,Milosevic B ,Casamassima F ,et al. EMG-based hand gesture recognition with flexible analog front end [C]// Biomedical Circuits and Systems Conference(Bio-CAS) 2014 IEEE IEEE 2014: 57-60.
- [10] Ju Zhaojie ,Liu Honghai. Human hand motion analysis with multisensory information [M]. Berlin: Human Motion Sensing and Recognition ,Springer Berlin Heidelberg , 2017: 171-191.
- [11] Rossi M ,Benatti S ,Farella E ,et al. Hybrid EMG classifier based on HMM and SVM for hand gesture recognition in prosthetics [C] // Industrial Technology (ICIT) ,2015 IEEE International Conference on IEEE ,2015: 1700-1705.
- [12] Palermo F ,Cognolato M ,Gijsberts A ,et al. Repeatability of grasp recognition for robotic hand prosthesis control based on sEMG data [C]// Rehabilitation Robotics(ICORR) , 2017 International Conference on IEEE 2017: 1154-1159.
- [13] Raj R ,Sivanandan K S. Comparative study on estimation of elbow kinematics based on EMG time domain parameters using neural network and ANFIS NARX model [J]. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* ,2017 ,32(1) : 791-805.
- [14] Reaz M B I ,Hussain M S ,Mohd-Yasin F. Techniques of EMG signal analysis: detection ,processing ,classification and applications [J]. *Biological Procedures Online* 2006 , 8(1) : 11-35.
- [15] Mahapatra S ,Mohanta D ,Mohanty P K ,et al. Classification of EMG signals using ANFIS for the detection of neuromuscular disorders [M]. Singapore: Recent Developments in Intelligent Computing ,Communication and Devices , Springer 2017: 53-60.

The Study of Hand Gesture Recognition Method Based on sEMG Signal

YU Hailong¹ ,FAN Xueli¹ ,GONG Hailan² ,XIE Le^{3 4}

(1. School of Electrical Engineering and Mechano-Electronic Engineering ,Xuchang University ,Xuchang Henan 461000 ,China;

2. Shanghai Information Technology College ,Shanghai 200331 ,China;

3. National Digital Manufacturing Technology Center ,Shanghai Jiaotong University ,Shanghai 200030 ,China;

4. School of Biomedical Engineering ,Shanghai Jiaotong University ,Shanghai 200030 ,China)

Abstract: The research of gesture recognition based on sEMG is becoming a hot spot in recent years with the development of robotics. In view of the complex relationship between sEMG and hand gestures and the difficulty of practical application ,a pattern recognition system based on BP(back propagation) neural network is proposed which can recognize six hand gestures by the sEMG of superficial digital muscle and flex muscle. The signal envelope is extract by the first-order infinite impulse response digital low-pass filter. And the energy eigenvalues are chosen to do endpoint detection ,short-time energy and zero crossing rates and 12 level linear prediction coefficient are adopted to do pattern recognition. Finally ,a pattern recognition experiment has been done which researchs the relationship between the sEMG and six different hand gestures and the accuracy is above 90% . The result shows that the method proposed in this study can achieve a high recognition rate and has a practical application prospect.

Key words: sEMG signal; mode recognition; BP neural network; endpoint detection

(责任编辑:王金莲)