

·技术与方法·

基于小波特征分析的手指动作识别研究*

李 博 李 强

(西南科技大学信息工程学院 四川 绵阳 621010)

摘要 目的:本文利用表面肌电(sEMG)信号来研究多种手指组合动作的识别问题。方法:在对采集的四个通道 sEMG 信号进行降噪预处理的基础上,采用移动加窗处理方法来提取关于手指运动状态的信号活动段,再分析各个信号活动段的小波系数统计特征,进而利用多类支持向量机(SVM)分类算法来实现手指组合动作的识别。结果:动作识别率最高达到 100%。结论:所采用方法能够有效地识别多种手势动作,并为后续基于肌电信号的实时人机接口系统的研究奠定了理论基础。

关键词 肌电信号;小波包;活动段提取;支持向量机

中图分类号:R318.04 R741.044 文献标识码:B 文章编号:1673-6273(2011)20-3942-04

Finger Gesture Recognition Based on Wavelet Features Analysis*

LI Bo, LI Qiang

(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, 621010, China)

ABSTRACT Objective: The recognition problem of finger gestures using the multi-channel sEMG signals was explored in this paper. **Methods:** Based on the pre-processing of the collected four-channel sEMG signals, the moving-window method was utilized to extract the activities of fingers actions from the sEMG signals. Then, the statistical features of wavelet parameters were analyzed, and the SVM was used for the recognition of all the finger gestures. **Results:** The highest recognition rate can be reached up to 100%. **Conclusion:** The experimental results showed that the method we used could recognize multiple gestures effectively, and this preparatory work could be applied for the study of human-machine interface in our future work.

Key words: Surface EMG signal; Wavelet Packet; activity extraction; Support Vector Machine

Chinese Library Classification(CLC): R318.04, R741.044 **Document code:** B

Article ID: 1673-6273(2011)20-3942-04

1 引言

表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号是肌肉活动时产生的一种复杂电生理信号,通过对其研究,能够为肢体活动及其状态特性分析提供有效帮助,可应用于康复工程、运动医学、人机接口研究等领域。由于不同的肌肉收缩过程所形成的 sEMG 信号具有一定的差异性,故可利用 sEMG 信号实现不同肢体动作间的分类识别处理。

前已经有多种处理方法被应用于通过 sEMG 信号来进行动作识别的研究,其主要体现在信号特征的提取方法及模式分类器的设计方法两个方面。在特征提取方面,可通过对 sEMG 信号的时域、频域及时频域分析来获得相应的特征参数^[1],较为典型的特征提取参数如信号幅值、均方根值与 AR 系数^[2,3],功率谱比值^[4],小波变换和小波包换系数^[5,6],以及利用主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)来实现特征参数的降维处理^[7,8]等。此外,非线性动力学中的分形维参数也可用于构造相应的 sEMG 信号特征参数^[6,9]。分类器方面,以 BP(Back Propagation)与模糊神经网络(Fuzzy network-FNN)^[10,11]为代表的神经网络分类器以及支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分

类器^[6,12]等算法得到了很好的动作识别效果。

目前,基于 sEMG 信号的动作识别处理主要局限于针对手臂和手腕动作的研究,而对手指精细动作的识别研究还相对较少。本文以手指动作识别为目标,利用多通道 sEMG 信号来获取关于手指动作的小波特征参数,进而通过支持向量机来实现多种手指动作模式的识别。

2 原理与方法

2.1 sEMG 信号采集

表面肌电信号采集采用四通道的差分电极配置方式,采样率设置为 2000Hz。信号采集过程中,电极放置位置会对 sEMG 信号的处理效果产生影响^[13],经过测试,四通道表面电极的放置位置如图 1 所示,其中参考电极位于手腕处。

三名健康男性受试者参与到 sEMG 信号的数据采集实验当中,针对如图 2 所示的八种手指组合动作并获取相应的动作 sEMG 信号。八种手指组合动作分别为伸掌(EXPM),握拳(MAFT),胜利手势(VICT),伸拇指和中指(EXMT),伸食指和拇指(EXIT),OK 手势(OKAY),伸拇指、食指和小拇指(EXLIT),伸拇指、中指和无名指(EXRMT)。

* 基金项目:西南科技大学博士研究基金资助项目(08zx0110)

作者简介:李博(1986-)男,硕士研究生,主要研究方向为信号检测与分析;电话:15182499287;E-mail:leebowolf@gmail.com

李强(1982-)男,四川资阳人,博士,副教授,主要研究方向为信号检测与分析

(收稿日期:2011-01-29 接受日期:2011-02-23)

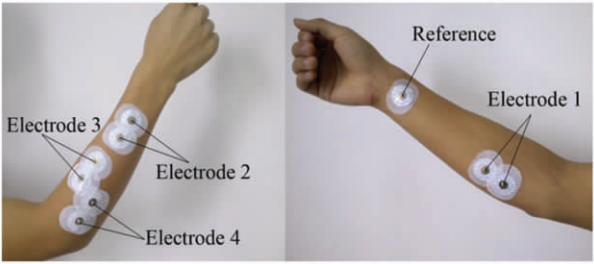


图 1 表面电极位置示意图

Fig.1 Illustration of the surface electrode locations

2.2 信号预处理

由于信号采集仪器、环境干扰以及肌肉生理特征等多种因素的影响，sEMG 信号采集过程中势必会引入大量的干扰噪声

[14]。故为提高信号质量，需要对 sEMG 信号进行降噪预处理。根据 sEMG 信号的特征，其肌电信息主要分布在 20-500Hz 的频段范围内，因此可以利用巴特沃斯带通滤波器去除采集信号中的低频和高频部分的噪声。针对工频干扰，其频率包含在肌电信号的有效频段中，为削弱工频干扰并保留相应的肌电信息，采用了频谱插值法。该方法是假设信号频谱在工频成分位置处与其相邻的频率成分为连续变化过程，将信号频谱中的工频分量去除，进而利用周边频率信息完成谱插值工作，再通过谱反变换来获得相应的时域信号，从而实现对工频干扰的抑制处理[15]。针对 sEMG 信号中的随机噪声，可进一步利用小波变换的软阈值方法来实现 sEMG 信号有效频带内的噪声削弱[16]。

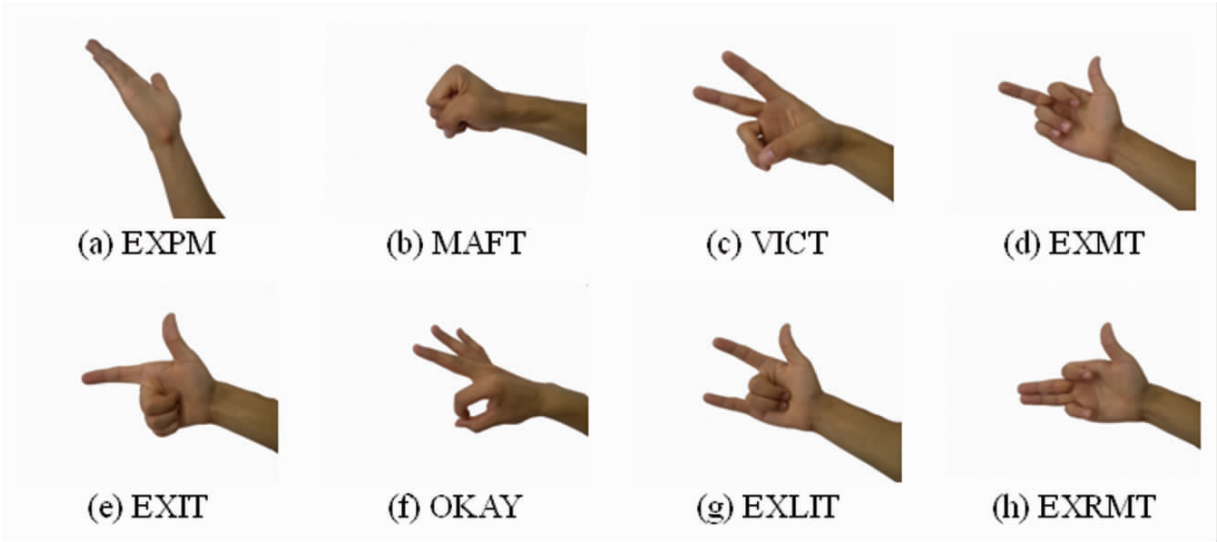


图 2 八种手势动作

Fig.2 Eight kinds of gestures

2.3 特征参数提取

为了获取关于单个动作的 sEMG 信号特征参数，需要对 sEMG 信号进行活动段检测。针对第 n 个动作 sEMG 信号，对其加窗处理的能量表达式为

$$Q_n = \int_{t_n-T}^{t_n+T} x^2(t)dt \tag{1}$$

其中，T 表示一窗函数参数。通过此对 sEMG 信号能量的移动加窗处理，并结合合适的阈值参数设置，就可检测出单个的动作 sEMG 信号[17]。

在活动段检测的基础上，采用 sym8 小波作为基函数，对长度为 N 的单个动作 sEMG 信号进行小波包分解，并分别计算每层小波系数 r 的统计特征，即：

针对所采集的四通道 sEMG 信号，单通道信号的小波系数能量为

$$E_j = \sum_{i=0}^{N-1} r_i^2 \quad j \text{ 为通道数且 } j=1:4 \tag{2}$$

相应地，小波系数总能量应为 $E=E_1+E_2+E_3+E_4 \tag{3}$

那么，关于小波系数的能量百分比则可表示为 $P_j=E_j/E \tag{4}$

针对单通道的动作 sEMG 信号，其小波系数绝对平均值和方差可分别表示为

$$A = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |r_i| \tag{5}$$

$$Var = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N r_i^2 \tag{6}$$

2.4 模式分类

利用获得的动作 sEMG 信号特征参数情况，结合支持向量机来实现对手指组合动作的模式分类。支持向量机将输入参数通过其核函数的非线性关系映射到多维特征空间，并构造相应的最优分类超平面。对样本(X_i,Y_i)来说，支持向量机的最优分类判别函数可表示为[12]

$$f(x)=sgn\left[\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i k(x,x_i)+b^*\right] \tag{7}$$

其中，参数 α_i 和 b 是需要优化计算的函数系数，内积 K(x,x_i) 为其核函数，m 为样本数且 i=1,2,...,m。

以两类分类原理为基础，支持向量机还可推广到多类分类问题，其可通过“一对一”和“一对多”两种方式来实现，这里采用的是“一对多”方式。针对分类问题，“一对多”方式构造 K 个两类分类器，即通过第 j (j=1,2,...,K) 个分类器将第 i 类的数

据与其他类数据区分开来。相对“一对一”方式而言,所采用方式的分类速度较快^[6,12]。

3 实验与分析

利用四通道差分配置方式的表面电极获取 sEMG 信号,以不同动作过程下的四通道 sEMG 信号为分析对象,进而实现对不同动作的模式识别。在信号采集过程中,每种手势动作以 2-3 秒的时间间隔连续执行 60 次,并且每种手势动作数据单独存放。为降低干扰噪声对 sEMG 信号的影响,采用 20-500Hz 的带通滤波器来去除肌电频率外噪声,并利用频谱插值法来削弱工

频噪声,进而通过小波变换来对降低 sEMG 信号中的随机噪声。

在对各个通道的 sEMG 信号进行降噪预处理后,接着针对各个通道中的动作 sEMG 信号进行活动段提取。采集的一段 sEMG 信号如图 3 (a)所示,经过降噪预处理后的动作活动段提取结果如图 3(b)所示。从图中可以看出,所采用方法能够有效地提取出相应手势动作的 sEMG 信号活动段。

动作分类过程中,选用 sym8 作为小波基函数来实现 sEMG 信号的小波包分解,并通过各层小波系数来获得相应的特征统计参数。实验中,分别针对小波系数特征下的绝对平均

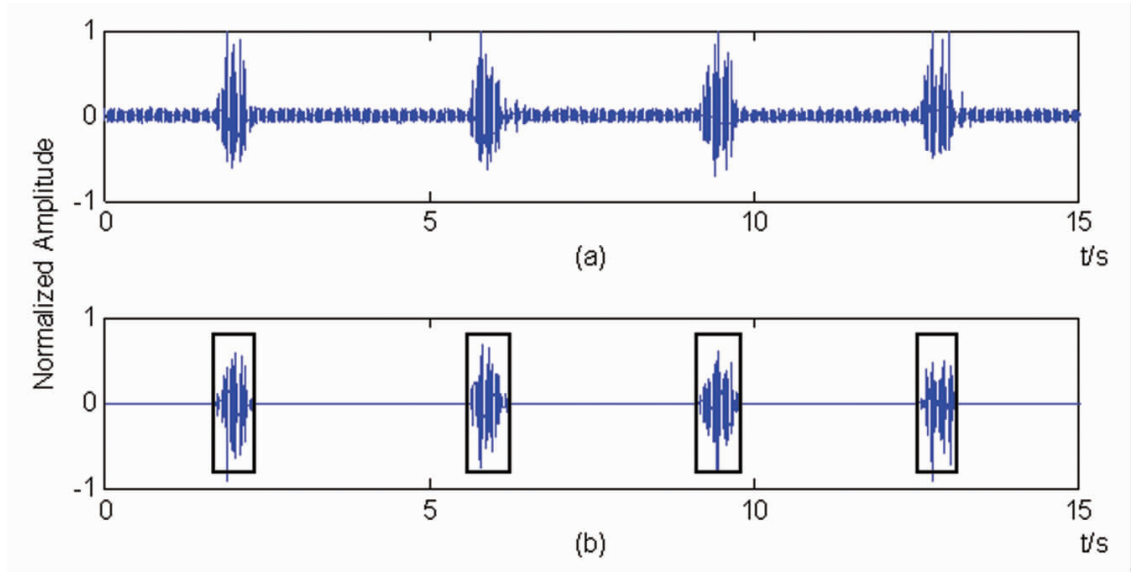


图 3 动作 sEMG 信号的活动段提取
Fig. 3 Activity extraction from the sEMG signal

值与方差、绝对平均值与能量百分比、方差与能量百分比进行了对比实验分析。并且,在 60 次的动作 sEMG 信号活动段中,以前 30 次动作信号作为训练样本,以后 30 次动作信号作为测试样本。利用支持向量机对八种动作的识别结果如表 1 所示,从表中可以看出,通过所选用的三组特征参数均能获得较为满意的动作识别效果。特别地,针对伸食指和拇指(EXIT)动作,在

使用小波系数的绝对平均值与方差、方差与能量百分比为特征参数情况下的识别率较低。

4 结论

本文以四通道差分 sEMG 信号为分析对象,在对其进行降

表 1 八种手指组合动作的分类识别率(%)
Table 1 Recognized rates of the eight kinds of finger actions(%)

	EXPM	MAFT	OKAY	VICT	EXIT	EXMT	EXRMT	EXLIT
绝对均值与方差 (Absolutely average and Variance)	83.3	100.0	96.6	96.6	56.6	86.6	96.6	83.3
绝对均值与能量比 (Absolutely average and Energy percentage)	76.6	100.0	96.6	93.3	70.0	90.0	96.6	76.6
方差与能量比 (Variance and Energy percentage)	66.6	100.0	90.0	90.0	56.6	86.6	90.0	80.0

噪预处理的基础上,利用小波包统计特征参数和支持向量机来实现八种手指组合动作的识别研究。实验结果表明,本文所采用方法能够对多种手指组合动作的 sEMG 信号达到较好的识别效果。同时可以看出,手势动作的精细程度也同识别率的大小有着紧密的关系,精细程度越高,识别率也会相对较低。另

外,本文的实验对于手势动作 sEMG 信号的处理也缺乏实时性,这也将是进一步研究的重点。

参考文献(References)

[1] Mahdi Khezri, Mehran Jahed. An exploratory study to design a novel hand movement identification system [J]. Computers in Biology and

- Medicine 39 (2009):433-442
- [2] Chen Xiang, Li Qiang, Yang Ji-Hai, Vuokko Lantz, Wang Kong-Qiao. Test-retest repeatability of Surface Electromyography Measurement for Hand Gesture [J]. The 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2008:1923-1926
- [3] Narender P. Reddy, Vineet Gupta. Toward direct biocontrol using surface EMG signals: Control of finger and wrist joint models [J]. Medical Engineering & Physics, 2007:398-403
- [4] 罗志增, 王人成. 基于表面肌电信号的前臂手部多运动模式识别[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(9): 996-999
Luo Zhizeng, Wang Rencheng. Hand movement pattern recognition based on surface electromyography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(9): 996-999 (In Chinese)
- [5] 李醒飞, 朱嘉, 杨晶晶, 张国雄, 卢志扬. 基于肌电信号的人手运动状态的辨识[J]. 中国生物医学工程学报, 2007, 26(2): 166-169
Li Xing-Fei, ZHU Jia, YANG Jing-jing, ZHANG Guo-Xiong, LU Zhi-Yang. Chinese Journal of Biomedical Engineering. 2007, 26(2): 166-169 (In Chinese)
- [6] 颜志国. 基于粗糙集和支持向量机的表面肌电特征约简和分类研究[D]. 上海: 上海交通大学生命科学技术学院, 2008
Yan Zhiguo. The Reduction and Classification of Nonlinear Features for Seng Signals Based on Rough Set and Support Vector Machines. College of Life Science and Biotechnology Shanghai Jiao Tong University, 2008 (In Chinese)
- [7] Jun-Uk Chu, Inhyuk Moon, Mu-Seong Mun. A Real-Time EMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection for a Multifunction Myoelectric Hand [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006: 2232-2239
- [8] Rami N. Khushaba, Adel Al-Jumaily. Fuzzy Wavelet Packet based Feature Extraction Method for Multifunction Myoelectric Control [J]. International Journal of Biomedical Sciences, 2007: 1306-1216
- [9] 鞠徐, 宋晓峰. 引入关联维的表面肌电信号的特征提取[J]. 生物医学工程研究, 2008, 27(3): 184-187
JU XU, SONG Xiaofeng. Feature Extraction of Surface Electromyography by Introducing Correlative Dimension [J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2008, 27(3): 184-187 (In Chinese)
- [10] Mahdi Khezri, Mehran Jahed. Real-time intelligent pattern recognition algorithm for surface EMG signals [J]. BioMedical Engineering OnLine, 2007, 6:45
- [11] Toshio Tsuji, Osamu Fukuda, Makoto Kaneko, Koji Ito. Pattern classification of time-series EMG signals using neural networks[J]. Int. J. Adapt. Control Signal Process. 2000, 14:829-848
- [12] 崔建国, 王旭, 李忠海, 张大千. 支持向量机在表面肌电信号模式分类中的应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2006: 280-283
CUI Jian-guo, WANG Xu, LI Zhong-hai, ZHANG Da-qian. Application of Support Vector Machine in Pattern Classification of Surface EMG[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2006: 280-28 (In Chinese)
- [13] Levi Hargrove, Kevin Englehart, Bernard Hudgins. A training strategy to reduce classification degradation due to electrode displacements in pattern recognition based myoelectric control [J]. Biomedical Signal Processing and Control 3 (2008):175-180
- [14] 李强. 表面肌电信号的运动单位动作电位检测[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2008
- [15] 李强, 李博, 杨基海. 基于谱插值与经验模态分解的表面肌电信号降噪处理[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(9):3326
Li Qiang, Li Bo, Yang Hai-ji. Noise reduction of surface electromyography signal using spectrum interpolation and empirical mode decomposition [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(9): 3326(In Chinese)
- [16] Rodrigo Licio Ortolan, Ricardo Naoki Mori, Roberto R. Pereira, Jr. Evaluation of Adaptive/Nonadaptive Filtering and Wavelet Transform Techniques for Noise Reduction in EMG Mobile Acquisition Equipment [J]. IEEE Transactions on Neural Systems And Rehabilitation Engineering, 2003:60-69
- [17] 雷敏, 王志中. 一种用于实时动作信号提取的新方法[J]. 中国医疗器械杂志, 2000, 24(4): 200
LEI Min, WANG Zhi-zhong. A method for Real-time Pickup Action Signal [J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2000, 24(4): 200 (In Chinese)