

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2020.03.016

医学信号处理与医学仪器

基于表面肌电信号的性别差异性手势识别

雷建超, 刘栋博, 房玉, 庄祖江, 刘俊豪
西华大学电气与电子信息学院, 四川 成都 611730

【摘要】对于同一手势不同性别的表面肌电信号差异性较大。为了减小差异性,提出滑动平均能量与能量补偿相结合的方法。本实验共采集10种手势动作的表面肌电信号;利用滑动平均能量对活动段进行检测,并对女性的动作段进行能量补偿;小波包分解采用Db4、Bior3.2、Haar、Sys8、Dmey这5种小波函数提取特征;最后并通过粒子群优化支持向量机进行分类。结果分析表明,能量补偿增大了特征的辨识度,减小了性别差异性,提高了手势识别率。

【关键词】手势;表面肌电信号;能量补偿;小波包分解

【中图分类号】R318;TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)03-0337-05

Recognition of hand gestures with gender differences based on surface electromyographic signals

LEI Jianchao, LIU Dongbo, FANG Yu, ZHUANG Zujiang, LIU Junhao

School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 611730, China

Abstract: For the same gestures, there are some gender differences in surface electromyographic signals (sEMG). Herein a method combining sliding average energy and energy compensation is proposed to reduce the gender differences for the recognition of hand gestures. The sEMG of 10 hand gestures are collected. The active segment is detected by sliding average energy, and then the energy of female motion segment is compensated. Five wavelet functions of wavelet packet decomposition, namely Db4, Bior3.2, Haar, Sys8 and Dmey, were used to extract features. Finally, the obtained data are classified and recognized by particle swarm optimization-support vector machine. The results show that energy compensation improves the identification of features, reduces gender differences, and increases the recognition rate of hand gestures.

Keywords: hand gesture; surface electromyographic signal; energy compensation; wavelet packet decomposition

前言

早期的肢体残疾者无法重新获得肢体能力,只能通过塑料假肢进行伪装。随着康复医学的发展,基于表面肌电信号(Surface Electromyographic Signals, sEMG)的手势识别逐渐成为了研究热点^[1-4]。通过对sEMG进行分析处理,可得到手势的动作信息,机器学习的发展使得对sEMG的研究更加深入^[5]。目前,对于sEMG的识别分类有许多方法,但大都没有考虑年龄和性别等因素。同一手势不同个体的sEMG存在差异性,不利于动作的识别^[6-7]。

王文蕾^[8]对不同性别的人体下肢关于肌肉的活动状态进行研究,分析下肢肌肉的相关指标在活动时的主要工作肌肉。顾倩等^[9]对不同性别在运动时斜上方肌、胸大肌及前锯肌对肌电信号的影响进行研究。Jochumsen等^[10]研究不同个体同一手臂位置对sEMG识别的影响,实验结果表明个体差异性会影响识别结果;都明宇等^[11]通过改进决策树支持向量机对手势动作进行分类,平均识别率达到88.9%。

为了解决性别差异性问题以及提高手势识别率,本研究提出滑动平均能量与能量补偿相结合的方法,利用小波包分解提取特征,通过粒子群优化支持向量机(Particle Swarm Optimization-Support Vector Machine, PSO-SVM)对10种手势进行识别。

1 数据处理与特征提取

1.1 数据分割与能量补偿

数据分割主要是通过滑动平均能量对sEMG的活动段进行检测,探测动作电位的开始和结束位置,

【收稿日期】2019-10-22

【基金项目】国家自然科学基金(61571371);教育部春晖计划项目(Z2018118);西华大学大健康开放课题(DJKG2019-003)

【作者简介】雷建超,硕士,研究方向:生物医学信号处理, E-mail: 1028546619@qq.com

【通信作者】刘栋博,讲师,博士,研究方向:智能控制、模式识别, E-mail: 1101872452@qq.com

实现对数据的分割,对手势特征提取与识别有重要作用^[12-13]。由于静止状态能量与活动状态下的能量差距很大,通过对能量的区分,可以分割出动作段与静止段。在进行滑动窗取值时需要满足窗口大小与增量之和不超过300 ms^[14-15]。

实验根据sEMG的采集频率将窗口长度划分为 K ,并且以小于 K 的增量 L 进行移动(图1a)。sEMG的采集频率为2 000 Hz,采集时间为10 s。将窗口的长度设置为320个序列点(即160 ms),窗口的增量设置为80个序列点(即40 ms),然后根据式(1)对分割的窗口计算其能量值:

$$E = \int_0^{T_s} x^2(t) dt = \sum_{n=0}^{N-1} X^2[n] \quad (1)$$

其中, $x(t)$ 表示连续信号; $X[n]$ 表示离散信号; E 可分

别表示连续信号和离散信号的能量计算; T_s 为连续信号窗宽的时间; N 表示采样序列的总长度; n 表示数据的序列号。

将式(1)计算出的能量与定义的阈值 T 进行比较,阈值是通过几个不同个体的静止状态能量总和的平均值所表示。能量阈值的计算见式(2):

$$T = \frac{\sum_1^n E_q}{n} \quad (2)$$

其中, E_q 是采集的静止状态的能量值; n 为参与计算的个数。当检测到某一个时刻的信号能量值大于阈值 T 且能持续一段时间,则认为该段时间为动作段,如果某一时刻小于阈值 T 且能持续一段时间,则认为是静止段,从而判断动作的起始位置(图1b)。

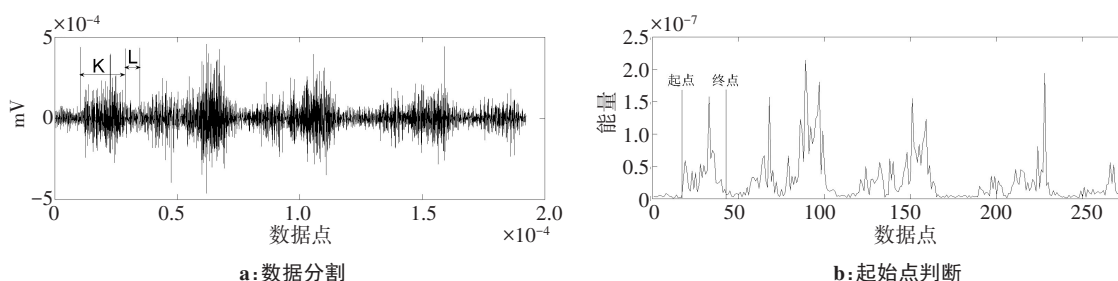


图1 数据分割与起始点判断

Fig.1 Data segmentation and starting point determination

执行同一手势动作时,男性的活动段能量值大于女性,为了增大女性活动段的能量值,通过阈值 T 对sEMG的能量进行判定,并对女性活动段进行能量补偿,以提高手势的特征辨识:

$$E_b = T + b * m_1 \quad (3)$$

m_1 是通过对数据分割得到的女性动作电位段的能量峰值,在动作段范围内设定一个补偿系数 b ,通过补偿系数调整女性动作段的能量值,得到补偿后的能量值为 E_b ,补偿系数 b 由同一手势动作的男性动作段与女性动作段能量值的比值进行确定,这里 b 取值1.3。从测试者中选择一名女性sEMG,利用能量补偿对其活动段进行补偿,结果如图2所示。

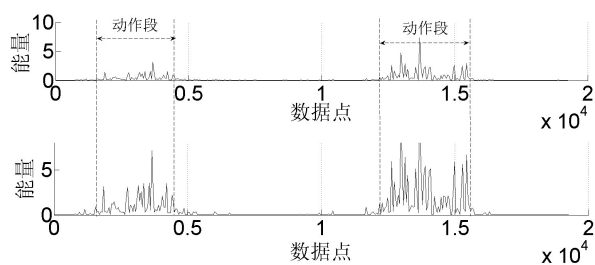


图2 能量补偿

Fig.2 Energy compensation

1.2 小波包分解

小波包分解能够对低频部分和高频部分同时进行分解,是一种更精细的信号分析方法^[16-17]。对一个单通道的sEMG利用小波包进行3层分解,在第三层空间将包含8个子空间,对这8个不同尺度的信号频段计算其能量值:

$$E(j, n) = \sum_{k \in Z} [p_s(n, j, k)]^2 \quad (4)$$

其中, $E(j, n)$ 表示在分解第 j 层上第 n 个节点的能量值; $p_s(n, j, k)$ 是小波包变换系数^[18]。

第三层的每个频段能量值构成8维特征矢量 $T_1 = [A_3^1, A_3^2, \dots, A_3^8]$,本研究采集4通道的sEMG构成32维特征矢量 $T = [T_1, T_2, T_3, T_4]$ 。

对图3中补偿后的女性sEMG提取特征,从测试者中在选择一名女性sEMG进行补偿并提取特征,将两名女性补偿前后的特征矢量进行对比,如图3所示。通过补偿结果可以看出,经过补偿后提取的特征与未补偿的sEMG特征区别明显。较补偿前相比,两名女性动作段特征矢量值都有所增大,而静止段的特征分布则基本不变,提高了动作段的特征分辨能力。

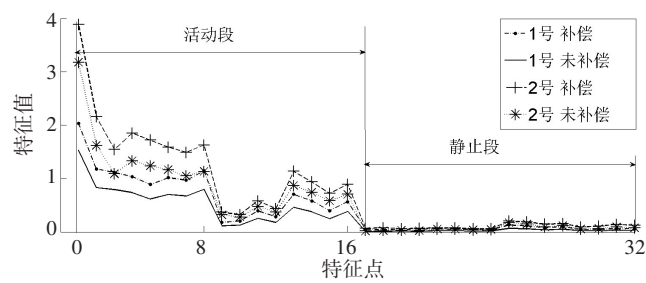


图3 能量补偿前后特征变化
Fig.3 Feature changes before and after energy compensation

2 PSO-SVM

2.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法最早是由 Kennedy 等^[19]提出的, 设置好种群规模、粒子初始速度和初始位置, 对粒子的速度和位置进行迭代更新:

$$\begin{aligned} V_{id}^{k+1} &= wV_{id}^k + c_1r_1(P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2r_2(P_{gd}^k - X_{id}^k) \\ X_{id}^{k+1} &= X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, w 为惯性权重; V 为粒子的速度; X 是粒子的位置; r_1 和 r_2 为分布在 $[0, 1]$ 区间的随机数; P_i 和 P_g 分别表示个体极值和群体极值, 算法通过对粒子的速度和位置进行更新来寻找最优参数。学习因子 c_1 和 c_2 是粒子群优化算法中的两个重要参数, 对算法的性能有着重要意义, 其范围为 $[0, 4]$ ^[20]。

为平衡粒子向自身经验和群体经验学习的能力, 一般 c_1 和 c_2 取相同的值, 这里取 $c_1=c_2=1.6$ 。

2.2 多分类支持向量机

支持向量机的多分类是在二分类的基础上发展来的, 通过核函数将样本映射到高维空间, 超平面间将空间划分为多个区域进行分类^[21-22]。本研究选择的是高斯径向基核函数^[23]:

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

σ 核函数参数影响着样本映射到高维空间后的分布, 因此本研究选择粒子群优化算法对核函数参数进行优化, 从而提高分类的准确率。

3 实验与结果

3.1 实验

实验设备采用的是 Delays Myomonitor IV (美国 Delays Inc.), 采集频率为 2 000 Hz, 4 通道输入信号, 采集肌群为伸指总肌(1 号电极)、尺侧屈腕肌(2 号电极)、外展拇长肌(3 号电极)、伸拇短肌(4 号电极)。手势动作及电极安装位置如图 4 所示, 本研究识别的 10 种手势动作类型如表 1 所示。

实验共采集 20 位受试者, 其中, 男 12 位, 女 8 位,



图4 手势动作及电极安装位置
Fig.4 Hand gestures and electrode installation positions

表1 手部动作类型表
Tab.1 Types of hand gestures

动作类型	描述
多指	伸手(SH)
	握拳(WQ)
	握笔(WB)
	握手(WS)
单指(精准手势)	点赞(DZ)
	三指“OK”(OK)
	两指“胜利”(VC)
腕部动作	上弯(SW)
	屈腕(QW)
放松动作	自然松弛(RX)

年龄 20~26 岁, 20 位受试者自愿参加数据采集工作, 无神经肌肉疾病史, 并签署知情同意书。按照表 1 的 10 类手势动作顺序采集, 每个动作采集 1 次, 为避免肌肉疲劳, 每次采集间隔 5 s 休息时间。

3.2 结果与分析

实验采集数据为 200 组。利用小波包的不同小波函数对预处理后的信号进行特征提取, 140 组为训练样本, 60 组为测试样本, 通过支持向量机对 sEMG 识别结果见表 2。由表 2 可以看出, 在小波基 Db4 下提取的最大奇异值作为特征比其余 4 种特征识别效果更好, 因此本研究选择 Db4 作为小波包分解的小波函数。将所有的女性 sEMG 的样本分为补偿和未补偿, 分别与男性的样本组两个样本集, 并送入支持向量机与 PSO-SVM, 识别率变化如图 5 所示。

表2 不同小波基下的平均识别率(%)
Tab.2 Average recognition rate under
different wavelet bases(%)

特征	平均识别率
小波包+Db4+SVM	81.3
小波包+Bior3.2+SVM	78.2
小波包+haar+SVM	78.2
小波包+Sys8+SVM	80.1
小波包+Dmey+SVM	68.7

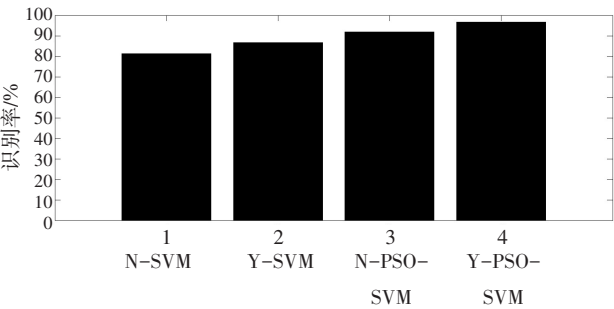


图5 补偿前后识别率对比

Fig.5 Comparison of recognition rates before and after compensation

从图5可以看出补偿后识别率有所提高,在支持向量机分类下补偿后比未补偿识别率提高了5.3%,在 PSO-SVM 分类下补偿后比未补偿识别率提高了4.7%。数据分割与能量补偿减小了不同性别同一手势 sEMG 之间的能量差异,增大了女性 sEMG 特征的辨识度,提高了手势识别率。相比较未补偿支持向

量机的识别率81.3%,补偿后的 PSO-SVM 识别率有大幅提高,达到96.7%。补偿后的样本在 PSO-SVM 中进行分类,识别结果如图6所示。

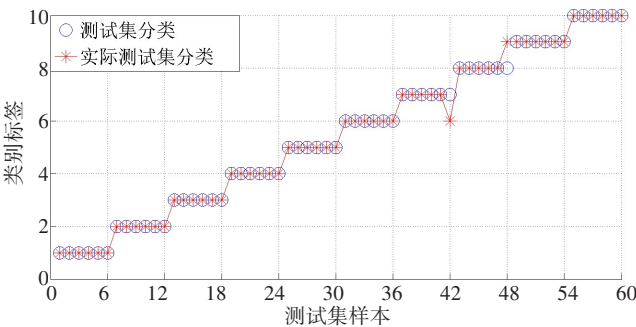


图6 补偿后的分类结果

Fig.6 Classification results after compensation

图6的手势分类顺序与表1对应,手势7“胜利”(VC)错分了一个样本点到手势6“OK”,手势8“上弯”(SW)错分一个样本点到手势9“屈腕”(QW),两个错分的样本点为同一动作类型“精准手势”和“腕部动作”,即错分的手势为相似性动作间的分类,其余样本点分类正确。

为对比单个手势识别率和补偿前后的变化,将其分为未补偿未优化(N-SVM)、补偿未优化(Y-SVM)、未补偿优化(N-PSO-SVM)、补偿且优化(Y-PSO-SVM),识别率如表3所示,手势分类顺序与表1对应,结果表明单个手势识别率均有所提高。

表3 单个手势识别率(%)
Tab.3 Single gesture recognition rate (%)

方法	手势									
	SH	WQ	WB	WS	DZ	OK	VC	SW	QW	RX
N-SVM	50	83	83	100	100	83	83	83	67	83
Y-SVM	67	100	100	100	100	83	83	83	83	100
N-PSO-SVM	100	83	83	100	83	100	100	83	83	100
Y-PSO-SVM	100	100	100	100	100	100	83	83	100	100

4 结 论
本研究基于 sEMG 的性别差异性问题,通过滑动平均能量对 sEMG 进行数据分割,利用能量补偿的方式对女性的动作段进行补偿,减小了男女之间同一手势 sEMG 的能量差异,提高了女性动作段特征的辨识度,有效降低了性别差异性,10 种手势的平均识别率达到96.7%。

通过能量补偿提高特征辨识在解决性别差异性中有重要意义,同一设备对不同性别的人群在进行康复训练时会导致识别率低,患者康复训练困难。利用能量补偿的方式可直接放大动作的特征点,有利于分类器的识别,提升假肢者的康复训练效果,具有一定的应用前景。

【参考文献】

- [1] SHI W T, LYU Z J, TANG S T, et al. A bionic hand controlled by hand gesture recognition based on surface EMG signals: a preliminary study [J]. *Biocybern Biomed Eng*, 2018, 38(1): 126-135.
- [2] HAROON N, MALIK A N. Multiple hand gesture recognition using surface EMG signals[J]. *J Biomed Eng Med Imaging*, 2016, 3(1): 1-1.
- [3] XING K, YANG P, HUANG J, et al. A real-time EMG pattern recognition method for virtual myoelectric hand control[J]. *Neuro-computing*, 2014, 136(1): 345-355.
- [4] 王景芳, 施霖. 基于人工神经网络对sEMG信号的手势动作识别[J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(6): 63-65.
WANG J F, SHI L. Finger movements recognition based on artificial neural network on sEMG signal[J]. *Sensors and Microsystems*, 2017, 36(6): 63-65.
- [5] SUN Y, LI C, LI G, et al. Gesture recognition based on kinect and sEMG signal fusion[J]. *Mobile Netw Appl*, 2018, 23(4): 797-805.
- [6] ALTIN C, ER O. Comparison of different time and frequency domain feature extraction methods on elbow gesture's EMG[J]. *European Journal Of Interdisciplinary Studies*, 2016, 2(3): 35-44.
- [7] 孙光民, 闫正祥, 张俊杰, 等. 基于表面肌电信号双谱分析的动作分类[J]. *北京工业大学学报*, 2017, 43(7): 1045-1050.
SUN G M, YAN Z X, ZHANG J J, et al. Motion classification based on bispectrum analysis of surface EMG signal[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2017, 43(7): 1045-1050.
- [8] 王文蕾. 人体参数与STS肌肉肌电指标关系研究[D]. 西安: 陕西科技大学, 2016.
WANG W L. Research on the relationship between body parameters and sEMG indicators of STS[D]. Xi'an: Shaanxi University of Science and Technology, 2016.
- [9] 顾倩, 顾琦, 金多沅, 等. 俯卧撑运动对翼状肩患者肩周肌群表面肌电信号的影响[J]. *中华物理医学与康复杂志* 2018, 40(7): 532-535.
GU Q, GU Q, JIN D Y, et al. Effect of push-ups on the surface myoelectric signals of the shoulder perimuscular group in patients with wing-shaped shoulders [J]. *Chinese Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2018, 40(7): 532-535.
- [10] JOCHUMSEN M, WARIS A, KAMAVUAKO E N. The effect of arm position on classification of hand gestures with intramuscular EMG[J]. *Biomed Signal Proces*, 2018, 43: 1-8.
- [11] 都明宇, 鲍官军, 杨庆华, 等. 基于改进支持向量机的人手动作模式识别方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2018, 52(7): 1239-1246.
DU M Y, BAO G J, YANG Q H, et al. Novel method in pattern recognition of hand actions based on improved support vector machine [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Edition)*, 2018, 52(7): 1239-1246.
- [12] 谢小雨, 刘喆韵. 基于DTW算法的肌电信号手势识别方法[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(5): 132-137.
XIE X Y, LIU Z J. Electromyography hand gesture recognition method based on DTW[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(5): 132-137.
- [13] COSTA-GARCÍA Á, ITKONEN M, YAMASAKI H, et al. A novel approach to the segmentation of sEMG data based on the activation and deactivation of muscle synergies during movement [J]. *IEEE Robot Autom Lett*, 2018, 3(3): 1972-1977.
- [14] OSKOEI A, HUH S. Myoelectric control systems-a survey [J]. *Biomed Signal Proces*, 2007, 2(4): 275-294.
- [15] LIU J, WANG Z, ZHONG L, et al. uWave: accelerometer based personalized gesture recognition and its applications[C]. 2009 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, 2009: 657-675.
- [16] 高发荣, 王佳佳, 席旭刚, 等. 基于粒子群优化-支持向量机方法的下肢肌电信号步态识别[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(5): 1154-1159.
GAO F R, WANG J J, XI X G, et al. Gait Recognition for lower extremity electromyographic signals based on PSO-SVM method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(5): 1154-1159.
- [17] 齐俊德, 李山, 陈冰. 基于小波包能量矩阵的轴承信号特征提取[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(21): 107-111.
QI J D, LI S, CHEN B. Feature extraction of bearing vibration signals based on wavelet energy matrix[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(21): 107-111.
- [18] 吴炬卓, 牛海清, 许佳. 小波包系数能量百分比在局部放电模式识别中的应用研究[J]. *电器与能效管理技术*, 2017(8): 12-16.
WU J Z, NIU H Q, XU J. Application of wavelet packet coefficients energy percentage in pattern recognition of partial discharge[J]. *Low Voltage Apparatus*, 2017(8): 12-16.
- [19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// ICNN95-International Conference on Neural Networks, 2002.
- [20] 张水平, 仲伟彪. 改进学习因子和约束因子的混合粒子群算法[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(12): 3626-3628.
ZHANG S P, ZHONG W B. Hybrid particle swarm optimization algorithm of new learning factors and constraint factor[J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(12): 3626-3628.
- [21] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32-42.
ZHANG X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Automation Sinica*, 2000, 26(1): 32-42.
- [22] 曹昂, 张坤嘉, 刘睿, 等. 基于表面肌电信号的肌肉疲劳状态分类系统[J]. *计算机应用*, 2018, 38(6): 1801-1808.
CAO A, ZHANG K J, LIU R, et al. Muscle fatigue state classification system based on surface electromyography signal[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(6): 1801-1808.
- [23] SHASTRY K A, SANJAY H A, DEEXITH G. Quadratic-radial-basis-function-kernel for classifying multi-class agricultural datasets with continuous attributes[J]. *Appl Soft Comput*, 2017, 58: 65-74.

(编辑:谭斯允)