

sEMG 信号采集电路设计及其特征提取算法

赵 谦 郭方锐 杨官玉

(西安科技大学通信与信息工程学院, 西安, 710054)

摘 要: 表面肌电(Surface electromyography, sEMG)信号直接、客观地反映了神经和肌肉的活动功能状态, 已获得广泛应用。本文设计了一种sEMG信号采集电路并以单通道形式采集上肢5种动作的sEMG信号, 经小波包变换提取6种特征(其中一种引自基于小波变换的特征提取方法)并分别结合PCA和KPCA进行处理; 再分别用BP神经网络和SVM进行动作识别。此外, 对比了小波变换的特征提取; 讨论了KPCA与PCA在特征变换上的差异。所提取的基于小波包变换的6种特征有5种的识别率均超过95.7%, 其中引入的高低频系数组合特征在BP神经网络下平均识别率超过99%。基于小波变换提取的5种特征经KPCA变换后也达到较高的识别率。实验结果表明, 本文的sEMG信号采集方法及其特征提取方法均达到较好效果。

关键词: 信号采集; sEMG信号; 特征提取; 小波变换; 小波包变换; KPCA

中图分类号: TN702; TP391.4

文献标志码: A

Single Channel sEMG Signal Acquisition Circuit Design and Its Feature Extraction Algorithm

Zhao Qian, Guo Fangrui, Yang Guanyu

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science & Technology, Xi'an, 710054, China)

Abstract: Surface electromyography(sEMG) signal directly and objectively reflects the functional status of nerve and muscle, which has been widely used. In this paper, a sEMG acquisition circuit is designed and used as single channel circuit to collect sEMG signals of five kinds of upper limb movements, then six kinds of features (one of which is quoted from the feature extraction method based on wavelet transform) are extracted by wavelet packet transform(WPT) combining with KPCA, and finally recognition is performed with BP neural network and SVM. Feature extraction based on wavelet transform is also performed for comparison and the difference between PCA and KPCA on feature transform is also studied. The results show that among the six kinds of features extracted by wavelet packet transform, five kinds of recognition rates exceed 95.7%, and the average recognition rate of the high-low frequency coefficients combination feature quoted is more than 99% with a BP neural network. Overall, the recognition rates are high. And the five kinds of features extracted by wavelet transform combining KPCA also achieve a decent recognition rate. The results prove that the sEMG signals collected and the feature extraction method used in this paper are both effective.

Key words: signal acquisition; surface EMG(sEMG) signal; feature extraction; wavelet transform; wavelet packet transform; KPCA

基金项目: 陕西省科技计划工业科技攻关(2017GY-073)资助项目; 西安市碑林区应用技术研发(GX1811)资助项目; 西安市科技计划(GXYD13.5)资助项目。

收稿日期: 2018-09-03; 修订日期: 2018-12-17

引言

肌电信号是由骨骼肌运动产生的一种电信号,表面肌电(Surface electromyography, sEMG)信号是指使用表贴式电极在人体肌肉表面采集得到的肌肉电信号,其以无创伤的获取方式已在肌肉疲劳评价、康复训练^[1-2]、步态分析^[3]、假肢控制^[4-5]、手势识别^[4,6]与交互系统^[7]、语音合成^[8]、个人定位与导航^[7,9]等方面均取得了广泛的应用。

表面肌电信号形成过程复杂,它与电极尺寸、表面电极放置位置、皮下脂肪厚度、体温变化、肌肉的结构、收缩程度等因素有关^[1]。目前对sEMG信号的研究多基于多通道采集,然后将采集到的不同肌肉的信号进行结合并进行提取特征。多通道采集获取的肌肉运动信息更加丰富和全面,可以同时获得不同肌肉的信息。但是它也有一些缺点,如对于高位截肢用户难以使用多通道连接^[10];多通道下电路连接复杂;数据量大,对相应处理和传输设备的性能要求较高,使得系统成本提升^[6]。

在sEMG信号的特征提取问题上,早期国内外研究者主要采用时域分析或频域分析方法,提取sEMG信号的绝对值积分值、幅值直方图、方差、过零点数、平均绝对值、平均功率频率和中位频率^[11-12]等参量,具有计算速度快等特点,又采用参数模型、高阶累积量等方法,引入自回归功率谱^[13]、倒谱系数^[14]等。近年来国内外研究者转向使用基于时频分析的小波变换及小波包变换,如胡晓等^[15]将小波系数应用于前臂反掌和手掌向下动作的特征提取中,考虑到表面肌电信号的非线性特性,混沌理论^[16]、分形理论^[17-18]等非线性分析方法也应用到肌电信号的特征提取中。目前多采用小波变换和小波包变换的方法,得到了较好的效果。在特征识别上,主要使用PCA, LDA, Fisher判别器, FCM, BP神经网络和SVM等方法。

针对sEMG信号多通道采集方式的不足,本文设计了一种单通道的sEMG信号拾取电路,在此基础上采集上肢5种动作的数据,对采集到的信号使用小波变换和小波包变换并结合PCA和KPCA(Kernel Principal component analysis)的方法进行特征提取,然后设计BP神经网络和SVM对提取的特征进行动作识别,根据动作识别效果,确定信号采集和特征提取的有效性。

1 信号采集电路设计

1.1 sEMG信号采集电路方案设计

sEMG信号的质量将直接影响到后续研究的效果。sEMG信号的幅度范围为0.1~5 mV,频率范围为0.5~500 Hz,主要能量集中在10~200 Hz范围内,属于微弱信号,易受外界噪声源特别是易通过导联线、人体等途径耦合工频干扰和无线电干扰^[19-20]。结合sEMG信号的特性,确定信号采集电路的方案如图1所示。

整个采集电路包括调理部分和数字化部分,其中调理电路主要完成高信噪比sEMG模拟信号的获取,通过表贴式电极和三导联电极拾取sEMG信号,然后通过放大、滤波和电位调整等处理使得信号适

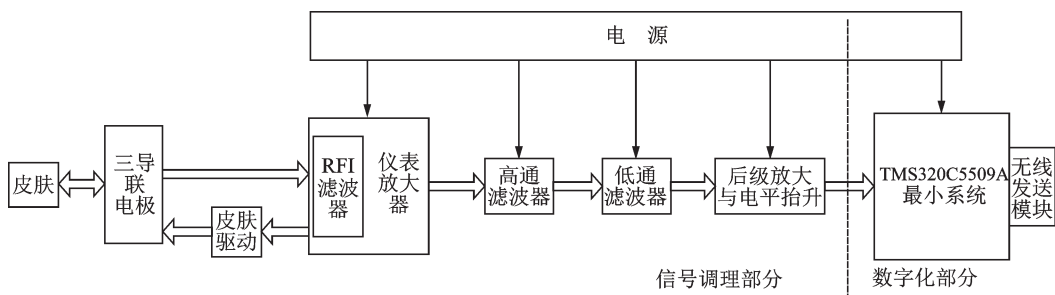


图1 sEMG信号采集电路方案

Fig.1 sEMG signal acquisition circuit scheme

合模数转换器采集;数字化部分通过控制器控制模数转换器实现对模拟 sEMG 信号的数字化,并可在处理器中进行滤波等信号运算。本文主要针对高信噪比模拟 sEMG 信号的获取。

1.2 各模块电路设计

1.2.1 系统电源

sEMG 信号是幅度很小的微弱信号,电源对电路的影响很大,系统选用锂电池或聚合物电池作为供电来源,有效地保证了系统电源的质量还大幅减小了系统的体积,提高了系统的便携性。电源部分由输出 8 V 的电池供电,输出 ±5 V, +3 V 的电源,电路如图 2 所示。

1.2.2 信号调理系统

信号调理电路实现对微弱 sEMG 信号进行放大、滤波,以提高信噪比,然后再通过电位调整等处理,使得信号适合模数转换器采集进行数字化,分为信号拾取、前置放大、滤波、后级放大与电位抬升 4 个部分。

采用表贴式电极片结合三导联电极实现对 sEMG 信号的拾取。sEMG 信号易受人体温度、极化电位^[20]和工频干扰等强噪声影响,贴电极片之前,需要使用酒精等清洁和湿润皮肤,以减小电极与皮肤的接触阻抗。此外活动电极片要顺着肌梭方向,参考电极要远离当前肌肉或放于肌肉少的地方^[1]。实验中电极贴放位置如图 3 所示。

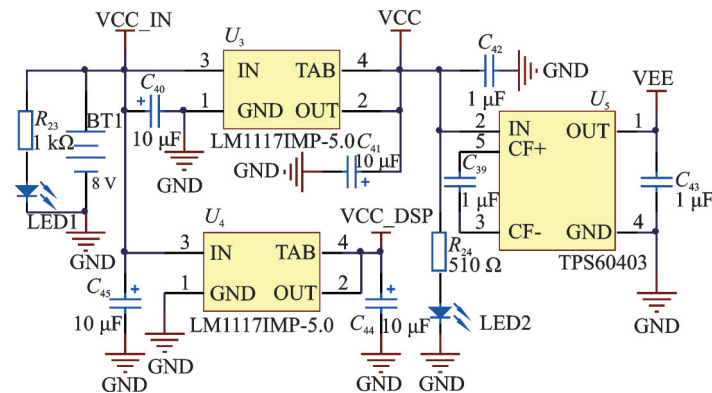


图2 系统电源电路
Fig.2 Power supply circuit

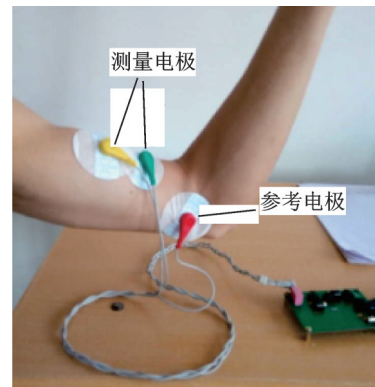


图3 电极贴放位置图(肱二头肌处)
Fig.3 Electrodes configuration(the biceps brachii)

前置放大部分主要用于提高 sEMG 信号的信噪比,它包括射频干扰滤波器、仪表放大器、皮肤驱动电路 3 部分。仪表放大器具有高共模抑制比,选用 AD623AN,设计前置放大约 11 倍。

为进一步减小噪声,在仪表放大器的输入端之间接入 RFI 滤波器,以滤除由电极连接线耦合到的射频电磁干扰^[19,21]。此外,工频干扰容易通过大地、人体耦合至电路中,是整个采集电路的重要干扰源,为此增加皮肤驱动电路^[2,19]。前置放大电路如图 4 所示。仪表放大器输入端的元件组成的结构称为射频干扰滤波器,其中滤波参数计算公式如式(1,2)所示。最好使 f_D 是 f_{CM} 的 1/10,为保证滤波器对带内信号产生影响,还应使 f_D 是 sEMG 信号最大频率的 10 倍^[19]。

$$f_{CM} \approx \frac{1}{2\pi(R_5 + R_6)C_{10}} \quad (1)$$

$$f_D \approx \frac{1}{2\pi(R_5 + R_6)C_{14}} \quad (2)$$

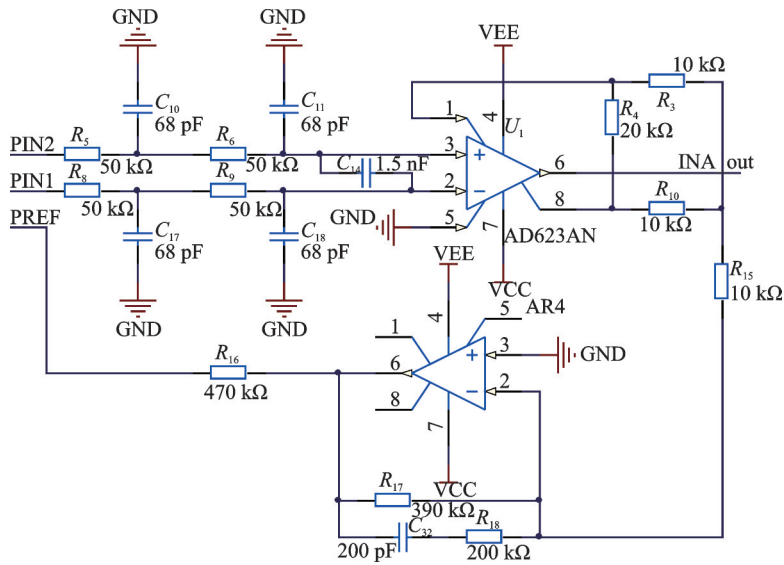


图4 前置放大电路

Fig.4 Pre-amplification circuit

在前期研究中发现合理布局电路、使用好的电源可以大幅减小工频干扰的影响,为此本设计中没有使用模拟硬件工频陷波器,而使用数字陷波器。因此滤波电路主要滤除直流和高频噪声。先经过一级高通滤波器,再经过一个4阶切比雪夫多反馈型低通滤波器,其截止频率分别为0.15,500 Hz。电路如图5所示。

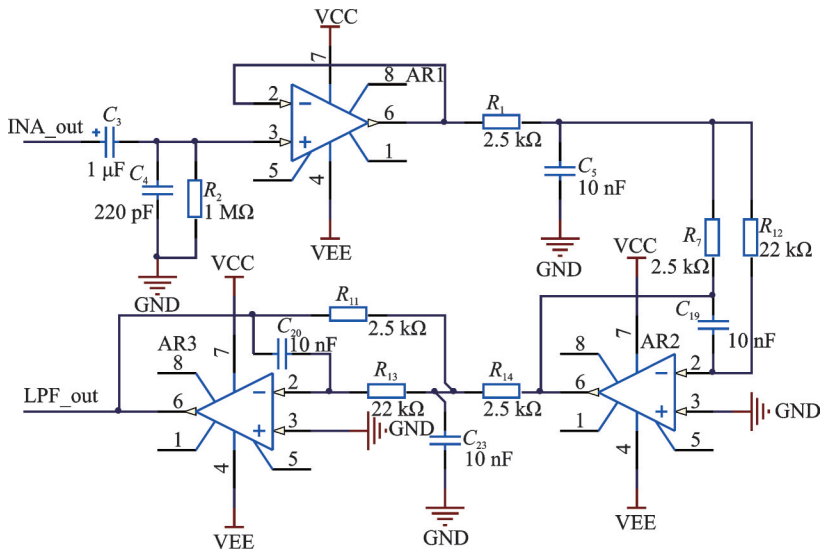


图5 一阶高通滤波电路和4阶低通滤波器

Fig.5 First-order high-pass filter and fourth-order low-pass filter

由于前置放大中,因为电极极化等造成的直流电信号无法通过仪表放大器消除,因此前置放大的倍数不能过高。实验中模数转换器的输入信号范围是0~3.3 V,因此需要将信号共放大约400倍,则后级需要放大40倍。再通过交流耦合实现对交流 sEMG 信号的电位抬升即可。

2 特征提取和特征变换

2.1 sEMG 信号的预处理

预处理主要是使采集到的信号可直接用于后续的特征提取与识别算法中并提高运算速率,主要包括数字滤波和活动段提取运算,活动段是 sEMG 信号与动作对应的有效部分,对信号活动段的准确提取是进行特征提取和分类的前提条件。

先对采集到的 sEMG 信号进行抽取使采样速率固定为 1 000 Hz 以减小数据点数,再使用数字陷波器来滤除潜在的 50 Hz 的工频干扰,然后对滤波后的信号提取活动段。本文使用简便的移动平均法^[8],即先对 sEMG 信号序列 $x(i)$ 求功率得到 $P_x(i)$, 然后对信号 $P_x(i)$ 加窗 W_2 取 L_2 点施加移动平均操作得到 $IP_x(i)$, 再对信号 $IP_x(i)$ 进行加窗 W_3 取 L_3 点进行活动段判别。判别的方法是:移动窗口 W_3 , 当 W_3 内的 L_3 个 IP_x 值的最大值在当前窗口的中间位置时,该窗口所对应的信号序列段即为活动段。功率信号 $P_x(i)$ 、功率移动平均信号 $IP_x(i)$ 分别用式(3,4)计算得到。

$$P_x(i) = \frac{1}{L_1} \sum_{j=i}^{i+L_1-1} x^2(j) \quad (3)$$

$$IP_x(i) = \frac{1}{L_2} \sum_{j=i}^{i+L_2-1} P_x(j) \quad (4)$$

对采集到的屈臂动作的 sEMG 信号进行工频滤波,结果如图 6 所示。

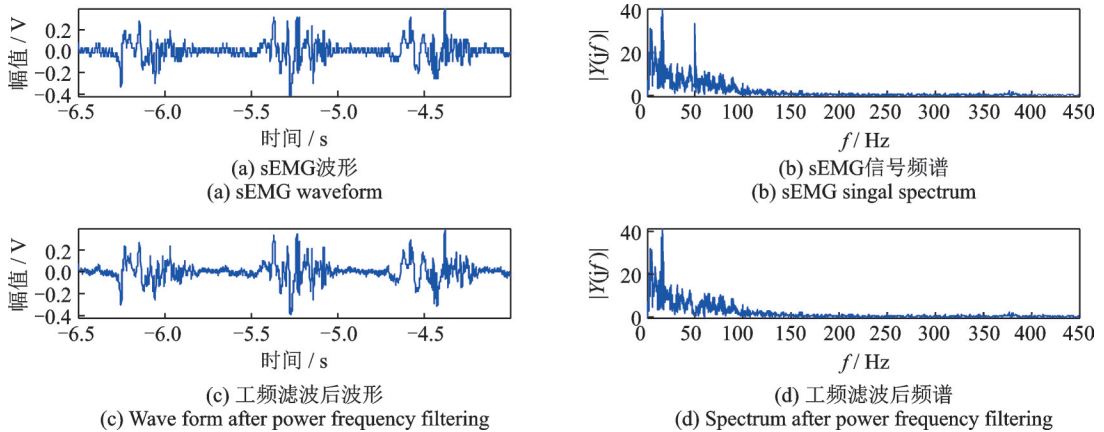


图6 原始信号及经工频滤波后的波形与频谱

Fig.6 Waveforms and spectrums of the original signal and the signals filtered with a 50 Hz notch filter

2.2 基于小波包变换和 KPCA 的特征提取

小波包变换除对信号低频部分进行分解外也对高频部分进行二次分解,对高频部分做更细致的刻画,分析能力更强。信号经过 L 层小波包分解,在第 L 层会得到 2^L 个频段的系数,然后从这 2^L 个频段的系数中进行选择和变换,得到 K_1 维的原始特征向量,然后使用 KPCA 进行特征变换得到最终的 K_2 维特征向量数据。最后使用分类器进行识别。

实验中使用的特征主要有小波包系数最大绝对值、特征值、奇异值、系数能量、平均系数绝对值(MAV)^[4],另外参考现有研究,将小波变换特征提取方法的高低频系数组合特征^[22]引入,共 6 种。根据小波包分解树,小波包分解最终包含 $2^{(L-1)}$ 个低频段系数和 $2^{(L-1)}$ 个高频段系数,高低频系数组合特征是取出各低频系数绝对值的最大值然后再和低频系数中的最大绝对值组合,得到一个 $2^{(L-1)} + 1$ 维的特征

向量。

小波包系数能量有两种定义方法,一种对小波包系数能量的定义是对其他特征向量(如特征值、奇异值)取能量^[7],另一种小波包系数能量定义^[23]如式(5,6)所示。

$$E_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} |c_{ik}|^2 \quad i = 1, 2, \dots, 2^L \quad (5)$$

$$\alpha_E = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{2^L}]^T = [\lg(E_1), \lg(E_2), \dots, \lg(E_{2^L})]^T \quad (6)$$

式中: c_{ik} 表示第*i*个频段的第*k*个系数, N_i 表示第*i*个频段的小波包系数个数。为削弱动作幅度差异造成的能量波动大的影响,对能量取对数运算,得到对数能量特征。本文将讨论这两种定义方法对应的识别率。

2.3 KPCA 算法步骤

为提高计算效率,通常对特征降维,PCA是常用的降维方法,但PCA计算样本之间的二阶统计量^[24],只提供动作数据的线性信息,潜在丢失信息。KPCA则引入非线性,原始数据由低维空间被映射到更高维空间中并在高维空间中执行线性PCA,它能捕获高阶统计量,因此能从原始数据中提取更多信息^[24]。本文对比两种特征变换方法,主要介绍KPCA原理。引入非线性映射 Φ 将*N*个*M*维样本数据集 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 映射到一个更高维的点积空间*H*中,采用核方法使得空间*H*中的点积运算变为输入空间*X*中的一个核函数运算^[25]

$$\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (7)$$

通过核函数得到格拉姆矩阵即核矩阵,KPCA方法的步骤可简化如下^[24]:(1)计算核矩阵 K : $K_{ij} = K(x_i, x_j)$;(2)中心化核矩阵 K : $K_C = K - I_N K - K I_N + I_N K I_N$,其中 I_N 是一个*N*阶方阵, $(I_N)_{ij} = 1/N$;(3)对角化矩阵 K_C ,并单位化特征向量: $K_C \theta_k = h_k \theta_k, k = 1, 2, \dots, N, \theta_k = [\theta_{k1}, \theta_{k2}, \dots, \theta_{kN}]^T$ 是 K_C 的特征向量;(4)选取 K_C 的最重要的前 $r(r \leq N)$ 个主元进行特征变换

$$y_{ik} = \mathbf{v}_k^T \Phi(x_i) = \sum_{m=1}^N \theta_{km} [\Phi(x_m) \cdot \Phi(x_i)] = \theta_k^T [K_{1i}, K_{2i}, \dots, K_{Ni}]^T \quad (8)$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_r] = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r]^T K^T = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r]^T K \quad r \leq N$$

式中: $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ir}]^T, i = 1, 2, \dots, N$ 是变换后的新特征向量(*r*维)。一般 $N \gg M$,因此KPCA相比PCA可以提取更多主元,也能实现维数压缩。

3 实验与分析

3.1 数据采集方案

实验中采集了测试者左臂肱二头肌在屈臂、下切、下拍、内屈臂和后甩5种动作下的运动,每种运动采集至少6组数据,每组数据至少包含14个活动段,因此每种动作有84个特征样本数据。然后对这5种动作的数据进行特征提取和动作识别。

测试者站立,左臂伸展(手掌张开)并与躯干垂直为初始状态,5种动作定义分别如下:(1)屈臂:握左拳,左臂由伸展状态经过弯曲,使得拳头靠近左肩膀,这一过程为屈臂,然后再伸展为初始状态下的握拳状态为一个完整动作周期。(2)下切:初始状态下手掌所在平面垂直地面,左臂由初始位置摆动到与躯干平行位置,在此过程中手掌保持垂直地面,然后再回到初始位置。(3)下拍:左手掌平行地面,左臂由初始位置摆动到与躯干平行位置,在此过程中手掌撑开,然后再回到初始位置。(4)内屈臂:左臂握拳,由初始位置弯曲移动,使得左拳头和右侧胸前相触,最后回到初始位置。(5)后甩:左臂伸展和躯干平行(左臂放下),然后左臂向身后甩动,甩动角度为左臂与躯干夹角范围是 $30^\circ \sim 45^\circ$,再回

到与躯干平行位置。

此外,在采集前对肱二头肌处的肌肉使用酒精或潮湿的毛巾对测试处皮肤进行增湿和清洁以保证接触良好,然后贴上电极片,电极片贴放位置见图3。测试中,每采集2组数据后间隔4~5 min用于休息。实验测得的后4种动作波形如图7所示。

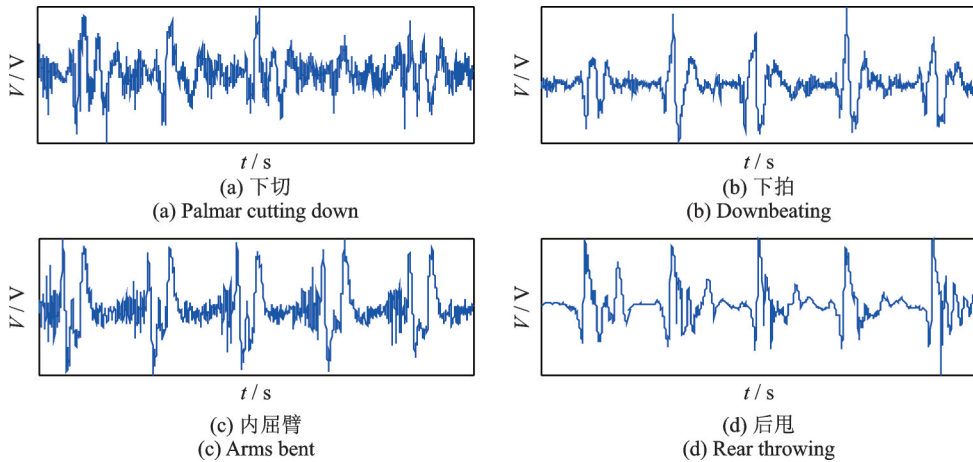


图7 下切、下拍、内屈臂和后甩4种动作的波形

Fig.7 Waveforms from motions of palmar cutting down, downbeating, arms bent and rear throwing

3.2 基于小波变换的特征提取与识别

先使用小波变换进行了特征提取。小波变换仅对信号的低频部分进行二次分解,提取的特征维数较小。“sym”簇小波和sEMG信号波形相似度更高,波峰波谷差较大,参考现有基于小波变换的sEMG信号特征提取研究^[26]并结合实验,发现对sEMG信号的活动段进行4层分解,并使用“sym4”小波函数,得到的结果较为满意,故将4层分解作为基本条件。然后分别使用KPCA和PCA对特征进行变换,其中KPCA的核函数取高斯径向核函数。PCA和KPCA变换的新特征维数均取4。提取的特征共5种,包括系数最大绝对值、小波系数特征值、系数奇异值、系数平均绝对值、高低频系数组合特征^[22]。

分类器仅选用BP神经网络,输入节点数与特征数据维数相同,输出节点数为5,中间隐含层节点数为10。BP神经网络工作时与初始化的参数值有关,因此同一训练数据得到的分类器识别结果略有差异,实验中用同一训练数据训练得到的分类器对同一测试数据测试3次,计算3次识别结果的平均值。每种特征均使用全部数据即5种动作(每种至少84个样本)共约420个样本数据进行分类器的训练和测试,训练集和测试集样本数比例为1:1。表1列出了小波系数最大绝对值特征对应各动作的识别情况,其他特征统计方法类似。5种特征的识别结果如表2所示。

由表2可看出,在新特征维数取4~5的情况下,对所选择的5种特征,虽然PCA下总方差比(特征维数变换后新特征所取主元占原来总主元的比例,见式(9))普遍高于KPCA,但KPCA处理后的识别率普遍高于PCA处理后的识别率,其中系数最大绝对值特征、系数奇异值和高低频系数组合特征的平均识别率达到98%以上。

$$\alpha = \left(\sum_{i=1}^r \lambda_i \right) / \left(\sum_{j=1}^M \lambda_j \right) \times 100\% \quad (9)$$

式中: λ 为PCA或KPCA变换中协方差矩阵的特征值; r, M 分别为变换后、前的特征数据维数。

表1 小波系数最大绝对值特征BP网络识别结果

Tab.1 Recognition results of the maximum absolute value of wavelet coefficients

动作类型		屈臂	下切	下拍	内屈臂	后甩	平均值
总方差比/%		100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
PCA 下识别率/%	1	40.48	80.95	97.62	66.67	61.90	67.30
	2	45.24	66.67	92.86	42.86	54.76	
	3	57.14	57.14	97.62	85.71	61.90	
平均值/%		47.62	68.25	96.03	65.08	59.52	
总方差比/%		99.77	99.28	99.94	99.93	99.94	99.77
KPCA 下识别率/%	1	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.84
	2	100.00	97.62	100.00	100.00	100.00	
	3	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	
平均值		100.00	99.21	100.00	100.00	100.00	

表2 基于小波变换的特征提取及BP网络识别结果(新特征4维)

Tab.2 Feature extraction and recognition result based on wavelet transform (with new 4 D eigenvectors)

特征类型		系数最大 绝对值	小波系数 特征值	系数 奇异值	系数平均 绝对值	高低频系 数组合
原始特征维数		4	4	4	4	5
PCA	总方差比/%	100	100	100	100	99.94
	识别率/%	67.3	74.13	70.48	70.48	72.06
KPCA	总方差比/%	99.84	99.92	99.93	99.96	99.21
	识别率/%	99.34	88.25	98.1	85.71	99.21

3.3 基于小波包变换的特征提取与识别

小波包分析下,先探讨了固定新特征维数下不同小波包分解层数对特征提取与识别的影响,特征变换使用KPCA并使用高斯径向核函数,新特征维数取10,分解层数依次取3,4,5,6时,对应的识别率分别是90.00%,95.71%,90.48%,88.57%。可见在新特征维数固定取10,识别率在4层分解时取得最大值。故后面的特征提取均采用4层小波包分解,使用“sym4”小波对sEMG信号进行分解,再经过高斯径向核的KPCA变换得到12维特征向量,最后分别经BPNN和高斯径向核SVM进行分类。每一种特征均使用全部数据进行训练和测试,训练集和测试集样本数比为1:1。表3列出了小波包系数特征值对应各动作的识别情况,其他特征统计方法类似。表4列出了所有6种特征的识别结果。

从表4可看出,提取的6种特征中系数最大绝对值、奇异值、能量(定义一)等5类特征的平均识别率均达到约95%,其中引自常用于小波变换特征提取的高低频系数组合特征的平均识别率达到了99.17%。总体上识别率较高。

3.4 PCA与KPCA对特征提取的差异

在sEMG信号识别中,使用PCA较多,本文将PCA和KPCA对特征变换的效果进行了对比,KPCA使用高斯径向核函数(实验中发现线性核和多项式核函数虽易达到高的总方差比,但识别率很低,对比时不再使用),在小波包系数最大绝对值特征下,新特征维数由1变化到12的总方差比和识别率统计

表 3 小波包系数特征值特征的动作识别结果

Tab.3 Action recognition results based on wavelet packet coefficients eigenvalue

动作类别	屈臂	下切	下拍	内屈臂	后甩	平均值
总方差比例/%	89.18	88.26	91.19	89.18	92.87	90.14
SVM识别率/%	85.71	92.86	100.00	97.62	97.62	94.76
BPNN 识别率/%	1	95.24	97.62	100.00	100.00	96.03
	2	88.10	95.24	100.00	90.48	
	3	90.48	97.62	100.00	95.24	
	平均值	91.27	96.83	100.00	95.24	

表 4 基于小波包变换的特征提取与识别结果

Tab.4 Result of feature extraction and recognition based on wavelet packet transform

特征类型	系数最大 绝对值	系数 特征值	系数 奇异值	系数能量		平均系数 绝对值	高低频 系数组 合特征	
				定义一	定义二			
原始特征维数	16	16	16	16	16	16	9	
总方差比/%	89.20	90.14	90.13	90.80	90.68	89.99	98.35	
识别率/%	BPNN	91.75	96.03	95.40	95.83	90.95	83.81	99.17
	SVM	95.71	94.76	95.71	95.24	90.95	84.76	97.14

得到图 8。

由图 8 可看出,PCA 使用较少的新特征维数就可以保证新特征数据具有高的总方差比,并很快达到高的识别率。但是 KPCA 仅高斯径向核函数能够使得变换后的特征达到较高的识别率,但必须使总方差比较大,也就要求有更大的新特征维数来保证。

4 结束语

本文设计了一种 sEMG 信号采集电路,并以单通道形式采集了人体上肢 5 种动作的 sEMG 信号;尝试对该信号分别用小波变换和小波包变换进行特征提取,并结合 PCA, KPCA 算法进行特征变换;最后用 BP 神经网络和 SVM 两种分类器进行特征识别。基于小波变换的 3 种特征和基于小波包变换的 5 种特征均达到较高的识别率,尤其引入到小波包变换特征提取中的高低频系数组合特征在两种分类器下达到了很高的识别率。实验结果证明,本文所设计的 sEMG 信号采集电路及提出的特征提取算法有效,可为低通道数 sEMG 信号采集提供依据。

参考文献:

- [1] 孙欣. 基于表面肌电信号定量辨识的上肢康复机器人运动控制[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2010.
Sun Xin. Motion control of Upper limb rehabilitation robot based on sEMG's quantitative definition[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.
- [2] 李成龙. 表面肌电信号在下肢康复训练中的应用研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2013.

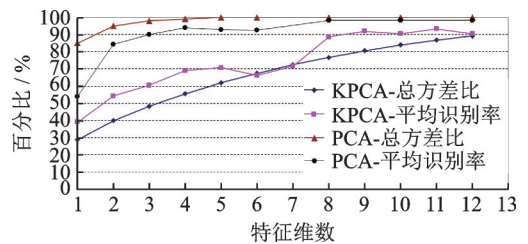


图 8 PCA 和 KPCA 变换对特征提取的影响

Fig.8 Effect of PCA and KPCA on feature extraction

- Li Chenglong. Application research on the lower limb rehabilitation of multi-channel sEMG[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2013
- [3] Massó N, Rey F, Romero D, et al. Surface electromyography applications[J]. *Apunts Medicine De Lesport*, 2010, 45(166): 129-131.
- [4] Song Z, Guo S, Pang M, et al. Recognition of motion of human upper limb using sEMG in real time: Towards bilateral rehabilitation[C]//Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2012 IEEE International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2012: 1403-1408.
- [5] Tommasi T, Orabona F, Castellini C, et al. Improving control of dexterous hand prostheses using adaptive learning[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2013, 29(1): 207-219.
- [6] 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.
- [7] 张旭. 基于表面肌电信号的人体动作识别与交互[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010.
Zhang Xu. Human action recognition and interaction based on sEMG signals[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2010.
- [8] Lam Y M. Speech synthesis from surface electromyogram signals[D]. Hong Kong: The Chinese University of Hong Kong, 2006.
- [9] Wang Q, Chen X, Chen R, et al. Electromyography-based locomotion pattern recognition and personal positioning toward improved context-awareness applications[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, 2013, 43(5): 1216-1227.
- [10] 贾雪琴, 王旭, 李景宏, 等. 基于小波变换和K-L展开的单通道表面肌电信号识别[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2006, 27(8): 859-862.
Jia Xueqin, Wang Xu, Li Jinghong, et al. One-channel SEMG signal recognition based on wavelet transform and K-L expansion[J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2006, 27(8): 859-862.
- [11] Dai L, Duan F. Comparison of semg-based feature extraction and hand motion classification methods[C]//Natural Computation (ICNC), 2015 11th International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2015: 881-886.
- [12] Xi X, Tang M, Miran S M, et al. Evaluation of feature extraction and recognition for activity monitoring and fall detection based on wearable sEMG sensors[J]. *Sensors*, 2017, 17(6): 1229.
- [13] Liu J, He J, Sheng X, et al. A new feature extraction method based on autoregressive power spectrum for improving sEMG classification[C]//Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE. [S.l.]: IEEE, 2013: 5746-5749.
- [14] Puttasakul T, Sangworasil M, Matsuura T. Feature extraction of wavelet transform coefficients for sEMG classification[C]//7th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON), 2014. [S.l.]: IEEE, 2014: 1-4.
- [15] Hu X, Gao Y, Liu W X. Pattern recognition of surface electromyography signal based on wavelet coefficient entropy[J]. *Health*, 2009, 1(2): 121-126.
- [16] Conte E, Ware K, Marvulli R, et al. Chaos, fractal and recurrence quantification analysis of surface electromyography in muscular dystrophy[J]. *World Journal of Neuroscience*, 2015, 5(4): 205-257.
- [17] 张启忠, 席旭刚, 罗志增. 多重分形分析在肌电信号模式识别中的应用[J]. *传感技术学报*, 2013, 26(2): 282-288.
Zhang Qizhong, Xi Xugang, Luo Zhizeng. The application of multifractal in EMG pattern recognition[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2013, 26(2): 282-288.
- [18] Beretta-Piccoli M, Dantona G, Barbero M, et al. Evaluation of central and peripheral fatigue in the quadriceps using fractal dimension and conduction velocity in young females[J]. *PloS ONE*, 2014, 10(4): 540-554.
- [19] Kitchin C, Counts L. A designer's guide to instrumentation amplifiers[M]. Norwood, USA: Analog Devices, Inc., 2004: 54-56+66-69+96-98.
- [20] 李皓. 人体表面肌电信号采集系统的研究[D]. 廊坊: 河北工业大学, 2010.
Li Hao. Research on human body surface electromyography signals acquisition system [D]. Langfang: Hebei University of

Technology, 2010.

- [21] Devices A. Single-supply, rail-to-rail, low cost instrumentation amplifier[M]. Norwood, USA: Analog Devices, Inc., AD623 Datasheet, 2016: 15-18.
- [22] 侯秀丽. 表面肌电信号采集与动作模式识别研究[D]. 南京:东南大学, 2008.
Hou Xiuli. Surface EMG signal acquisition and motion pattern recognition[D]. Nanjing:Southeast University, 2008.
- [23] 邱青菊. 表面肌电信号的特征提取与模式分类研究[D]. 上海:上海交通大学, 2009.
Qiu Qingju. Feature extraction and pattern classification of electromyographic signals[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009.
- [24] Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson J A. Kernel principal component analysis for feature reduction in hyperspectral. images analysis[C]//Signal Processing Symposium, 2006, Proceedings of the 7th Nordic. [S.l.]: IEEE, 2006: 238-241.
- [25] Wu J, Wang J, Liu L. Feature extraction via KPCA for classification of gait patterns[J]. Human Movement Science, 2007, 26 (3): 393-411.
- [26] 崔建国. 上肢表面肌电信号的处理与运动模式辨识方法研究[D]. 沈阳:东北大学, 2006.
Cui Jianguo. Study on the method of processing and movement pattern recognition of surface EMG signal of upper limb[D]. Shenyang: Northeastern University, 2006.

作者简介:



赵谦(1977-),男,博士,副教授,研究方向:图像处理、移动目标检测等, E-mail: 52156950@qq.com。



郭方锐(1993-),男,硕士研究生,研究方向:智能信号处理等, E-mail: 526146104@qq.com。



杨官玉(1993-),男,硕士研究生,研究方向:信号处理、模式识别和机器学习等, E-mail: yangguanyu025@foxmail.com。

(编辑:夏道家)