

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2021.11.014

医学信号处理与医学仪器

基于肌电信号与肌肉形变信号的手语识别

张夏丰, 阚秀, 曹乐, 杨诞, 张文艳

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

【摘要】针对手语手势识别问题,提出一种基于肌电信号与肌肉形变信号的手语识别架构。首先,设计信号采集系统;然后,采集肌电信号与肌肉形变信号,利用滤波及小波降噪等方法对原始数据进行降噪处理。采用基于能熵比的双门限端点检测法提取信号有效活动段;分别提取肌电信号以及肌肉形变信号特征,将所提取的信号特征融合组成特征向量;最后,采用基于网格搜索的支持向量机识别模型对所采集手语动作进行识别。信号融合后手语识别正确率达到97.2%,相对于仅采用肌电信号的手语识别方法,融入肌肉形变信号后识别率提高9.3%。结果表明,基于肌电信号和肌肉形变信号的手语识别框架对动态手语手势具有良好的识别效果。

【关键词】手语识别;表面肌电信号;肌肉形变;端点检测;特征提取

【中图分类号】R318;TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)11-1392-08

Sign language recognition based on electromyogram signal and muscle deformation signal

ZHANG Xiaofeng, KAN Xiu, CAO Le, YANG Dan, ZHANG Wenyan

School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract: Regarding to sign language and gesture recognitions, a framework for sign language recognition based on electromyogram (EMG) signal and muscle deformation signal is proposed. A signal acquisition system is designed and then is used to collect EMG signal and muscle deformation signal. The noise in original data is removed by filtering and wavelet denoising. The effective active segment of the signal is extracted by the double-threshold endpoint detection method based on energy-to-entropy ratio; and the features of EMG signal and muscle deformation signal are extracted. The extracted signal features are fused to form eigenvectors. Finally, the collected sign language motions are identified by support vector machine recognition model based on grid search. The accuracy of the sign language recognition method after signal fusion is improved to 97.2%. Compared with the sign language recognition method which only uses EMG signal, the recognition rate is improved by 9.3% after fusing with muscle deformation signal. The experimental results show that the framework for sign language recognition based on EMG signal and muscle deformation signal has good recognition effect on dynamic sign language and gesture.

Keywords: sign language recognition; surface electromyogram signal; muscle deformation; endpoint detection; feature extraction

前言

语言是人与外界沟通的工具,聋哑人因语言功能的丧失,难以与外界沟通,手语的出现解决了聋哑人无法相互沟通的问题^[1-2]。手语可以在无声的条件下通过手势动作的方式将聋哑人想表达的信息传递出去。由于手语的专业性及复杂性使得该语言在正

常人群中传播并不广泛,聋哑人与正常人之间难以正常交流。手语识别方法的出现促进了聋哑人与正常人之间的交流。

目前,手语识别方法主要有基于视觉图像、姿态传感器、数据手套等方法^[3-4]。文献[5]中采用基于视觉图像的手语识别方式实现了对印度手语的识别。文献[6]中通过将肌电信号与加速度信号及陀螺仪信号相结合针对5种运动轨迹及6种手势的识别。文献[7]通过将肌电信号与加速度信号融合的方式实现手势识别。文献[8]采用惯性传感器及弯曲传感器设计一种数据手套,通过采集数据手套中传感器融合,实现对聋哑拼音的识别。基于视觉图像的方法容易受到光照以及背景等环境因素影响。基于

【收稿日期】2021-05-17

【基金项目】国家自然科学基金(61703270)

【作者简介】张夏丰,硕士研究生,研究方向:生物医学信号采集与处理,E-mail: 799435451@qq.com

【通信作者】阚秀,博士,副教授,研究方向:数据处理、网络化系统研究,E-mail: xiu.kan@sues.edu.cn

数据手套的方法虽不受环境因素影响,但该方法在一定程度上限制了使用者的手部运动自由。利用惯性传感器可实现对大幅度手势的识别,对涉及手指与手腕等部位动作的敏感度不高。在产生手势动作时,相关肌肉群会产生对应的形变^[9]。通过压电薄膜传感器采集该形变信号可以有效反映整体手势动作情况且不易受外界噪声影响。

针对手语识别方面的需求,本研究通过将薄膜压力传感器与肌电采集装置两种低成本传感器结合,以手语为研究对象,提出一种基于肌电信号与肌肉形变信号的手语识别方法。通过两种信号的融合,有效提高手语识别能力。

1 数据和架构系统

基于肌电信号及肌肉形变信号的手语识别架构系统如图1所示。首先,通过自主设计采集系统获取肌电信号与肌肉形变信号;其次,依据信号特点通过滤波、小波降噪等方法降低信号噪声,通过双门限端点检测法划分出有效活动段。最后针对有效活动段进行特征提取,组成特征向量,将特征向量输入识别模型中,经识别模型处理得到手语识别结果。

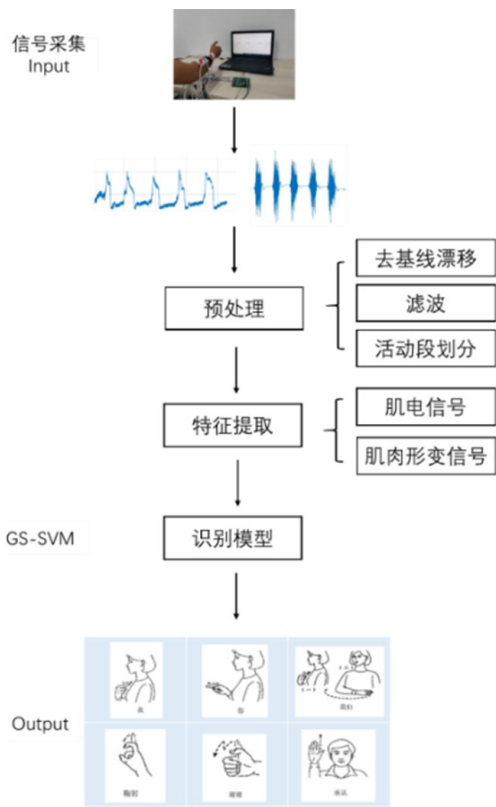


图1 手语识别架构
Fig.1 Sign language recognition framework

1.1 采集系统

为实现肌电信号及肌肉形变信号的采集,本研

究设计一款便携式采集系统,包括多通道肌电信号采集模块以及肌肉形变采集模块。其中肌电采集模块主要由模拟前端电路、主控与无线传输电路组成。其中肌电模拟前端电路主要由德州仪器推出的集成模拟前端芯片ADS1298组成。该芯片是一款专用于生物电信号采集的医疗级模拟前端芯片,内部集成了模拟前端电路所需的24位高精度ADC电路与最高12倍的可编程放大器(PGA)。该芯片即可实现对8个通道肌电信号的采集^[10-12]。与传统模拟前端电路相比,采用集成模拟前端电路可进一步降低噪声,同时节省系统功耗与电路空间。

采集系统硬件如图2所示,主要由电源、信号采集模块、主控以及无线传输模块组成。人体表面肌电信号幅值一般在10 μV以上,为保证系统具有合适的分辨率以实现有效采集,本研究将系统PGA增益(Gain_{PGA})设置为6倍,则可获得的信号分辨率(U_{Res})如下:

$$U_{Res} = \frac{U}{Gain_{PGA} \times Res} = \frac{2.5 V}{6 \times (2^{23} - 1)} = 0.0497 \mu V(1)$$

其中,U为2.5 V基准电压。

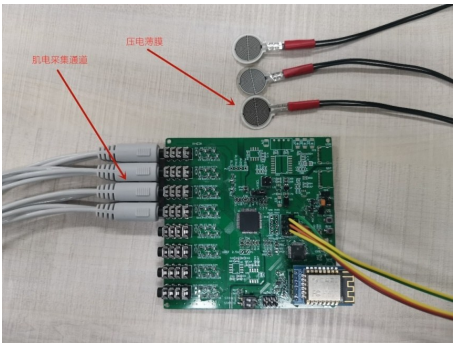


图2 采集系统硬件
Fig.2 Acquisition system hardware

系统可分辨电压远低于肌电信号幅值,因此,系统可实现对肌电信号的有效采集。肌电信号有用频率范围为20~450 Hz,根据香农采样定理,为满足需求系统将采样频率设置为1 kHz。

在采集肌电信号的同时,本研究采用RP-C18.3-ST型压电薄膜传感器对肌肉形变信号进行同步采集。系统工作时将其置于对应肌肉所在位置,通过软质扎带将其与手臂贴合。通过压电薄膜将肌肉形变以压电信号的形式量化。薄膜式压电传感器由美国微芯推出的MCP6002I型低功耗运放构成调理模块将压电薄膜输出转变为主控ADC模块可识别的模拟信号。

1.2 试验设计

本试验选用4名男性受试者,年龄22~25岁,无

任何神经肌肉系统疾病或其他相关疾病史。为保证试验质量,4名受试者在试验之前对实验相关手语动作进行统一练习,以确保试验时受试者所执行手语动作标准规范。试验前,受试者静坐于椅子上,手臂肌肉保持放松状态,通过医用酒精擦拭对应肌肉。

针对手语动作,本试验采集选取4组肌肉。所选肌肉按照肌电采集1~4通道顺序分别为桡侧腕长伸肌、桡侧腕屈肌、尺侧腕伸肌、伸指肌。本研究选用来自《中国手语》中的“我、你、我们、谢谢、鞠躬、承认”等6个日常生活用语为识别对象。图3所示为所选6种手语动作,每名受试者需执行每个手语动作各20次,每次执行完对应动作后恢复初始放松手势状态。为避免持续动作导致肌肉疲劳,受试者每执行5次动作后放松手臂休息2~3 min。图4为受试者执行手语“谢谢”时手语动作及采集系统,图中肌电采集电极为Ag/AgCl电极,黑色束带内为肌肉形变采集装置,附有3个通道薄膜压力传感器,肌肉形变采集位置与1、2、3通道肌电对应,即位于桡侧腕长伸肌、桡侧腕屈肌、尺侧腕伸肌。



图3 手语动作
Fig.3 Sign language motions

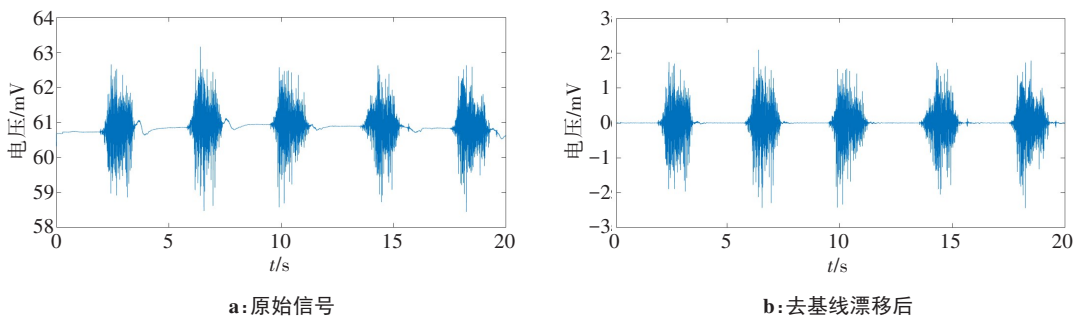


图5 去基线漂移
Fig.5 Removing baseline drift

滤波器将肌电信号通过快速傅里叶变换转换至频域,保留落在带通频率范围内的信号,滤除其余频率段信

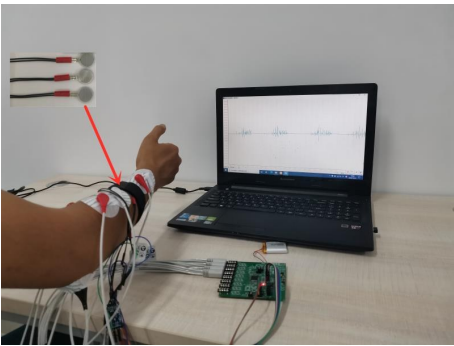


图4 手语“谢谢”
Fig.4 Sign language "thank you"

2 预处理与特征提取

2.1 肌电数据预处理

肌电信号是一种微弱电信号,易受外界干扰,导致信号中带有噪声。因此,需对所采集信号进行预处理以降低噪声。在执行手语动作时,会导致皮肤表面的电极发生轻微移动,从而造成采集的原始肌电信号产生基线漂移^[13-14]。本研究通过3 Hz零相移滤波器提取出低频漂移信号,并在原始信号的基础上减去所提取的低频信号,进而得到去除基线漂移后的信号。图5分别为原始信号及去除基线漂移后的肌电信号。

电网及日常生活中存在着工频信号干扰,我国工频干扰信号为50 Hz信号^[15-17]。在设计肌电信号采集设备时已避免肌电采集设备接入电网,但由于环境干扰导致所采集肌电信号中仍含有部分50 Hz噪声信号,因此,本研究利用陷波滤波器滤除50 Hz频率噪声。

肌电信号有效频率一般为20~450 Hz。系统采集频率为1 kHz,在进行信号采集时易引入高频噪声。本研究利用带通滤波器滤除有用频率段外的噪声信号。

号。图6分别为滤波前后时域波形以及频域振幅谱,经滤波后有效范围外噪声信号被有效滤除。

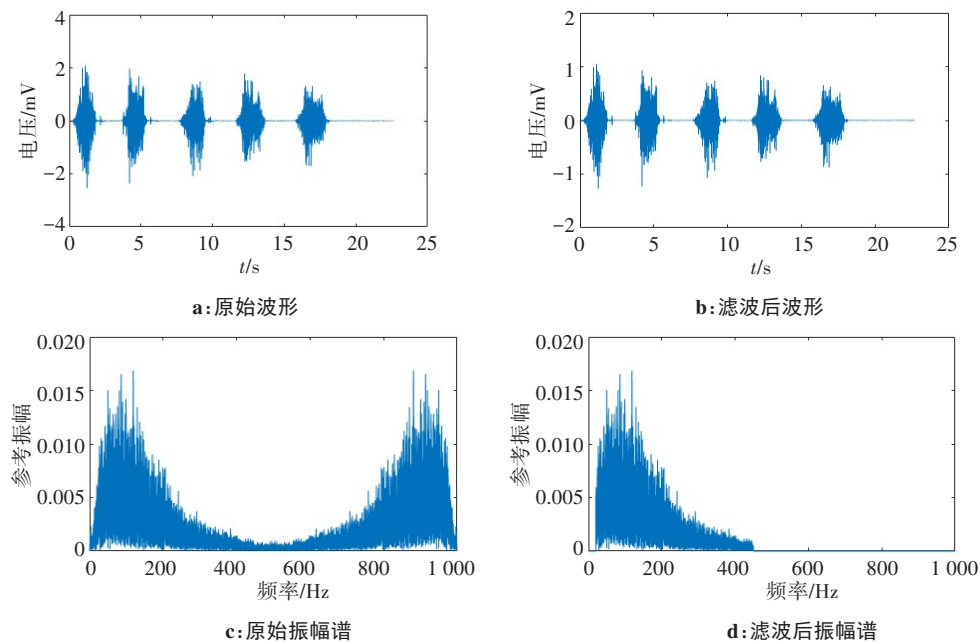


图6 肌电信号滤波

Fig.6 Electromyogram signal filtering

在信号静息电位中可以发现滤波处理后信号中依然存在一定的噪声信号,若直接将含有噪声的信号进行手势识别处理,将在一定程度上对手语动作识别精度造成影响。小波阈值降噪的方法能有效滤除混杂在肌电信号之中的噪声信号。在小波降噪中选择不同的小波基对信号处理效果不尽相同,sym小波系与db小波系在肌电信号处理中等具有较好的效

果^[18-19]。本研究选用db4小波基作为母小波进行降噪。根据肌电信号特点及肌电采样率选取分解层数为5层,并采用sqtwolog阈值对信号进行降噪。图7所示为受试者在执行手语动作“我”时通道4所采集肌电信号,分别展示了降噪前与降噪后信号效果对比,经小波降噪后信号噪声被进一步降低。

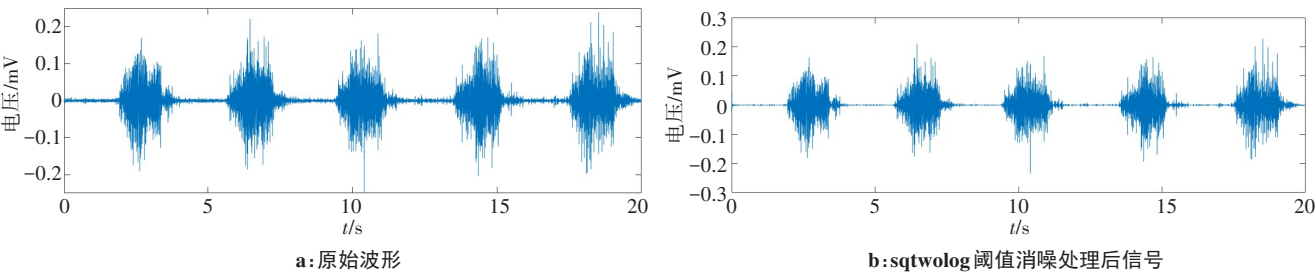


图7 小波降噪

Fig.7 Wavelet denoising

2.2 肌肉形变数据预处理

在压力信号采集过程中,由于采集过程中电压的细微变化易导致信号中夹杂高频噪声,而反映肌肉形变的压力信号变化曲线一般以低频信号的形式表现。为避免对后续识别产生影响,本研究利用巴特沃斯模拟滤波器设计一款截止频率为10 Hz的低通滤波器用于提取低频肌肉形变信号。图8展示了受试者在执行动作“你”时通道3所采集到的信号,所示原始信号中含有较多高频信号,经低通滤波后高频噪声得到有效抑制。

2.3 活动段划分

为有效区分不同手势,需对所采集信号进行活动段划分以提取手势动作的起始点与结束点^[20]。肌电信号的产生会早于或同时于手语动作。采用肌电信号的起止点作为手语动作发生的依据更具有有效性,且能避免因不同信号的划分误差导致端点判断不一致。本研究采用基于能熵比双门限端点检测法作为起止点判断方法。该方法以在一定数据长度窗口内能量(EL_t)与谱熵值(H_t)的比值作为划分依据。能熵比(EEF_t)定义如下:

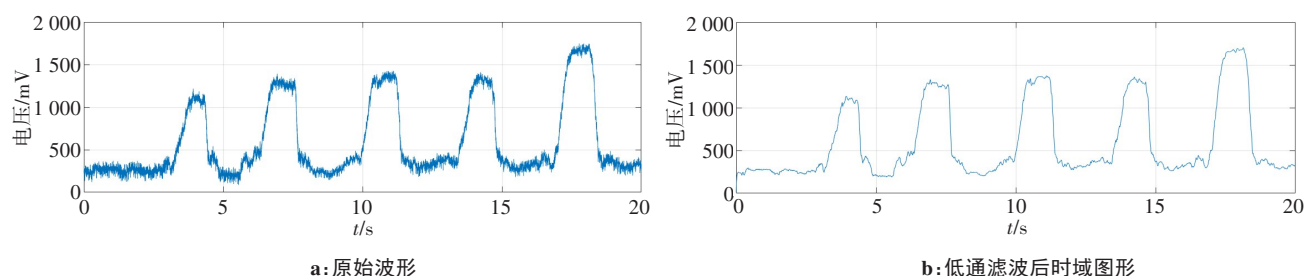


图8 肌肉形变信号预处理

Fig.8 Muscle deformation signal preprocessing

$$EEF_i = \sqrt{1 + |EL_i/H_i|} \quad (2)$$

在肌电发生活动时,窗口内能量值增大,谱熵值减小,采用能熵比法可以有效突出肌电活动段与非活动段的差别。图9分别展示了肌电活动段划分与肌电信号能熵比。为保证能及时、准确地检测到肌电活动的发生,本研究将窗口长度设定为200,步长

为50。根据所求得短时能熵比确定起始点阈值 T_1 与截止点阈值 T_2 。阈值 T_i 表示方法如下:

$$T_i = x(EEF_{\max} - EEF_{\text{mean}}) + EEF_{\text{mean}} \quad (3)$$

其中, EEF_{\max} 与 EEF_{mean} 分别为活动区段内能熵比的最高值与非活动段能熵比均值, x 为系数,该系数通过多次试验确定。

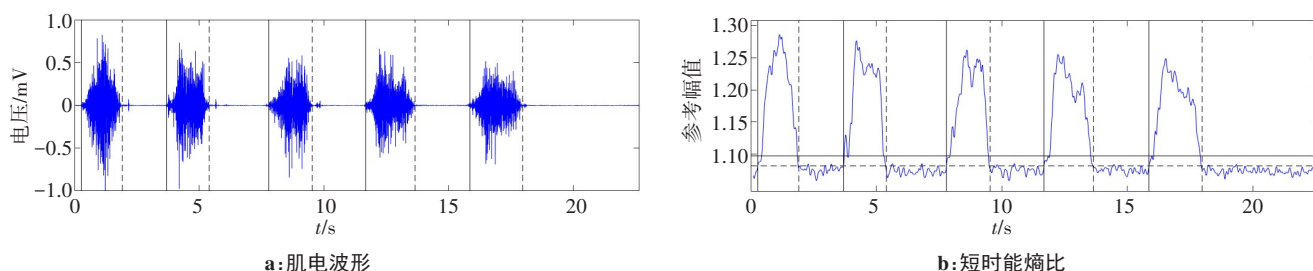


图9 活动段划分

Fig.9 Activity segment division

2.4 特征提取

根据肌电信号特点,本研究提取4种肌电时域特征,分别为各个通道中的平均绝对值(MAV_{EMG})、绝对值积分(IAV_{EMG})、波形长度(WL_{EMG})、均方根值(RMS_{EMG})。

肌电特征中 MAV_{EMG} 反映了区间内肌电信号平均强度,其表示方式如下:

$$MAV_{\text{EMG}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i) \quad (4)$$

IAV_{EMG} 表现为肌电型号波形幅值一种较为直接的表现形式,其表示方法如下:

$$IAV_{\text{EMG}} = \sum_{i=1}^N x_i \quad (5)$$

WL_{EMG} 为窗口范围内相邻各个数值绝对差值之和,其表示方法如下:

$$WL_{\text{EMG}} = \sum_{i=1}^{N-1} |x(i+1) - x(i)| \quad (6)$$

RMS_{EMG} 为窗口内各个数值的平方和取均值后取其平方根得到,均方根值反映了窗口范围内表面肌电信号的有效值,其表示方法如下:

$$RMS_{\text{EMG}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (7)$$

肌肉形变信号特点与肌电信号不同,肌肉形变信号为一种低频信号且一个完整动作内传感器数值均高于非活动段。依据信号特点,本研究提取4种时域特征分别为方差(VAR_{MD})、平均压力(AVG_{MD})和波形长度(WL_{MD}),其中 WL_{MD} 表示方法与肌电特征相同。

AVG_{MD} 表示在窗口内各个数据点压力平均值,其表示方法如下:

$$AVG_{\text{MD}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i) \quad (8)$$

压电薄膜传感器信号在不同手势动作及不同采样位置其幅值均有较大差别,因此 VAR_{MD} 具有重要的参考价值。 VAR_{MD} 表示方法如下:

$$VAR_{\text{MD}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (9)$$

为研究肌电信号及肌肉形变信号对手语识别的影响,本研究将以上特征分别构造肌电特征向量 F_{EMG} 、肌肉形变特征向量 F_{MD} 及信号特征结合后特征

向量 F_{EMG+MD} , 在进行手语动作识别时将各特征向量输入识别模型。图 10a 和图 10b 分别展示部分肌电

IAV_{EMG} 特征及肌肉形变 AVG_{MD} 特征分布, 图中虚线将数据划分为 6 个区域, 分别对应 6 种手势动作。

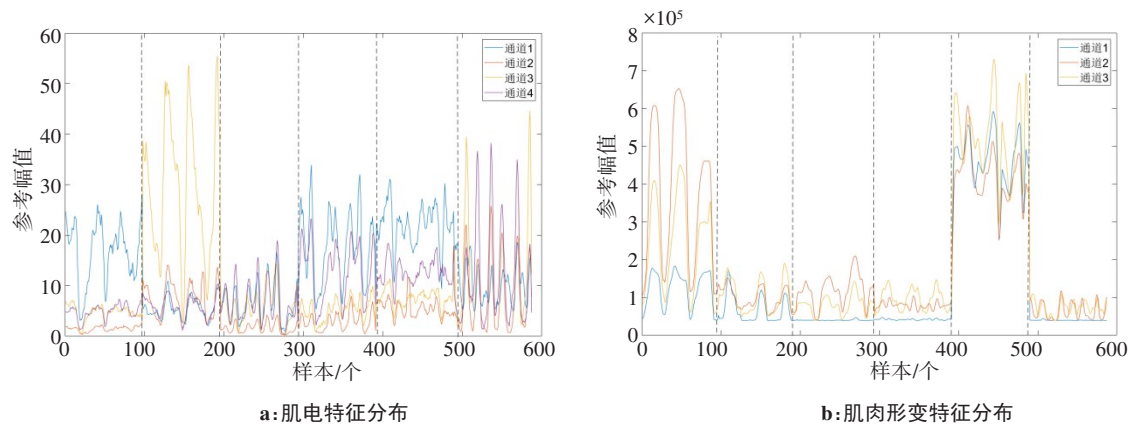


图 10 信号特征分布
Fig.10 Signal feature distribution

3 GS-SVM 手语识别模型

3.1 支持向量机(SVM)

SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习方法, 具有较好的泛化能力^[21]。SVM 是一种二分类器, 基本思想为在高维空间建立一个超平面, 使两类数据样本之间的间隔最大化。本研究需要处理 6 种手语动作, 是一种多分类问题, 需要构建一个多分类器。本研究通过间接法构造多分类器。针对 SVM 中存在的线性不可分情况, 引入核函数与惩罚函数以解决线性不可分问题。

3.2 GS-SVM 分类算法

人工调参存在误差大、依靠经验设置等缺点, 为保证分类器精度, 本研究采用网格搜索法对 SVM 中惩罚参数 C 与核函数参数 g 进行寻优。网格搜索法为对需要搜索的参数设定一个搜索范围, 组成一个

搜索网络, 在设定网络范围内对参数 C 与 g 进行逐点寻找最优参数, 最终筛选出一组可获得较高分类精度的参数值。网格搜索方法是一种自适应参数寻优方法, 可在不同数据样本中自行搜索最优参数, 进而提高模型的泛化能力。

4 实验结果分析

为探究不同传感器信号对手语动作分类的影响, 本研究从所采集的数据中随机选取部分样本, 分别将 F_{EMG} 、 F_{MD} 、 F_{EMG+MD} 作为识别模型输入, 采用 GS-SVM 识别模型对 6 种手语动作进行识别。图 11 及表 1 分别展示了不同信号输入时的识别结果。其中图 11 表示采用肌肉形变信号、肌电信号以及信号融合后的手语识别结果。

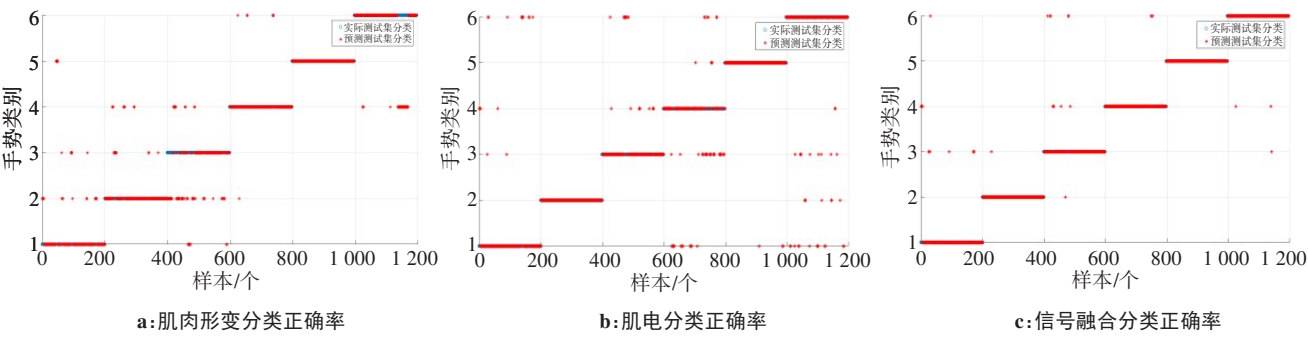


图 11 分类结果
Fig.11 Classification results

表 1 为 GS-SVM 在不同信号输入条件下对 6 种手语的识别正确率。采用肌电信号对 6 种手语动作

的识别正确率为 87.9%, 采用肌肉形变信号的手语识别正确率为 85.0%, 通过信号融合后手语动作识别正

确率达到97.2%,与采用肌电信号相比识别正确率提高9.3%。通过手语2的识别结果可得在肌电信号识别正确率达到100%,而肌肉形变信号识别正确率较低的情况下,易出现个别样本被错分的情况,但融合后手势识别正确率仍高达99.5%。肌电信号对手语4

的识别正确率仅为68.5%,但肌肉形变信号对手语4识别正确率达到96%;肌肉形变信号对手语3识别正确率仅为59.5%,肌电信号对手语3的识别正确率达到89.5%,通过信号融合后两种手语手势的识别正确率分别提高至98%与93.5%。

表1 不同信号识别正确率(%)
Tab.1 Recognition accuracy based on different signals (%)

信号源	手语1	手语2	手语3	手语4	手语5	手语6	平均识别率
肌电	89.5	100.0	89.5	68.5	98.5	83.0	87.9
形变	85.5	89.0	59.5	96.0	100.0	81.0	85.0
肌电+形变	93.5	99.5	93.5	98.0	100.0	98.5	97.2

上述结果表明通过肌电信号与肌肉形变信号融合,不仅能提高整体手语识别正确率,且针对某种信号识别效果较差的手语动作,通过信号融合可以改善对应手语的识别正确率。

5 结 论

本研究提出一种融合肌电信号及肌肉形变信号的手势识别框架,通过自主设计信号采集系统采集肌电信号及肌肉形变信号,针对肌电信号及肌肉形变信号的特点,分别采用不同的降噪方法。通过短时能熵比双门限端点检测法提取信号中有用部分,并进行特征提取,从而得到信号特征向量。对所得到的特征向量进行特征层融合。分别将肌电特征向量、肌肉形变特征向量与融合后特征向量输入GS-SVM识别模型,其中仅肌电信号获得87.9%的识别正确率,信号融合后识别正确率达到97.2%,与仅采用肌电信号识别结果相比提高9.3%。试验结果表明,本研究提出的基于肌电信号与肌肉形变信号的手语识别方法具有良好的识别效果,为手语识别的发展提供重要的技术支撑。

【参考文献】

[1] 中国残疾人联合会教育就业部,中国聋人协会. 中国手语[M]. 北京: 华夏出版社, 2003: 5-200.
Education and Employment Department of China Disabled Persons' Federation, Chinese Deaf Association. Chinese sign language[M]. Beijing: China Publishing House, 2003: 5-200.

[2] 刘肖,袁冠,张艳梅,等. 基于自适应多分类器融合的手势识别[J]. 计算机科学, 2020, 47(7): 103-110.
LIU X, YUAN G, ZHANG Y M, et al. Hand gesture recognition based on self-adaptive multi-classifiers fusion[J]. Computer Science, 2020, 47(7): 103-110.

[3] 张龙娇,曾晓勤. 基于深度神经网络的sEMG手势识别研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(23): 113-119.
ZHANG L J, ZENG X Q. Research on gesture recognition of sEMG based on deep neural network [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(23): 113-119.

[4] 张发辉,杨大勇,刘婷. 基于肌电信号和姿态信号的手势识别[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(7): 46-52.

ZHANG F H, YANG D Y, LIU T. Gesture recognition based on EMG signal and attitude signal [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(7): 46-52.

[5] RAHEJA J L, MISHRA A, CHAUDHARY A. Indian sign language recognition using SVM[J]. Pattern Recognit Image Anal, 2016, 26(2): 434-441.

[6] 马正华,李雷,乔玉涛,等. 基于多传感器融合的动态手势识别研究分析[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(17): 153-159.
MA Z H, LI L, QIAO Y T, et al. Dynamic gesture recognition research and analysis based on multi-sensorfusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(17): 153-159.

[7] JIANG S, LÜ B, GUO W C, et al. Feasibility of wrist-worn, real-time hand and surface gesture recognition via sEMG and IMU sensing[J]. IEEE Trans Ind Inform, 2018, 14(8): 3376-3385.

[8] 冉孟元,刘礼,李艳德,等. 基于惯性传感器融合控制算法的聋哑手语识别[J]. 计算机科学, 2021, 48(2): 231-237.
RAN M Y, LIU L, LI Y D, et al. Deaf mute sign language recognition based on inertial sensor fusion control algorithm [J]. Computer Science, 2021, 48(2): 231-237.

[9] TETSUYA K, SUNG G C, MING D, et al. Simultaneous estimation of upper limb pose and joint torque based on upper arm deformation [J]. IEEE Trans MRB, 2020, 2(3): 374-381.

[10] 曹昌盛,伍守豪,吴京兰,等. 基于ADS1298R的ECG信号采集终端的设计[J]. 中国医疗器械杂志, 2017, 41(1): 23-25.
CAO C S, WU S H, WU J L, et al. Design of ECG signal acquisition terminal based on ADS1298R [J]. Chinese Journal of Medical Devices, 2017, 41(1): 23-25.

[11] ZHANG Y H, SUN G M, YANG Y C. 12-lead ECG data acquisition system based on ADS1298[J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 2103-2108.

[12] 安康,司峻峰,刘红星,等. ADS1298和ADS1252用于普通心电采集时的配置研究[J]. 南京大学学报(自然科学), 2014, 50(2): 154-158.
AN K, SI J F, LIU H X, et al. Configuration scheme of ADS1298 and ADS1252 for typical ECG acquisition system[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2014, 50(2): 154-158.

[13] 徐万松,陈天武. 基于形态学消除心电信号基线漂移方法的研究[J]. 中国医学工程, 2019, 27(9): 8-12.
XU W S, CHEN T W. ECG baseline drift elimination based on morphology[J]. China Medical Engineering, 2019, 27(9): 8-12.

[14] 韦海成,蔡坤,赵静. 改进VMD算法消除脉搏波基线漂移研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 144-150.
WEI H C, CAI K, ZHAO J. Study of improved VMD algorithm to eliminate baseline drift of PPG[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 144-150.

[15] 陈蕾,林明星,代成刚,等. 多通道表面肌电信号同步采样与处理研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(4): 17-20.
CHEN L, LIN M X, DAI C G, et al. Synchronous sampling and processing of multi-channel surface myoelectric signal[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(4): 17-20.

[16] 李佳妮,王云峰. 表面肌电信号的降噪处理[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(7): 42-44.
LI J N, WANG Y F. Noise reduction of surface electromyography[J].

Transducer and Microsystems Technologies, 2017, 36(7): 42-44.

[17] 王兵, 王魁, 梁晓霖, 等. 脑电信号中工频干扰去除的综合研究[J]. 传感技术学报, 2010, 23(1): 87-92.

WANG B, WANG K, LIANG X L, et al. Comprehensive study on power frequency interference removal in EEG signals[J]. Journal of Sensing Technology, 2010, 23(1): 87-92.

[18] 李战明, 张晓东. 小波分析中4种去噪方法的分析比较[J]. 工业仪表与自动化装置, 2015(2): 12-17.

LI Z M, ZHANG X D. Analysis and comparison of four denoising methods in wavelet analysis [J]. Industrial Instruments and Automation Devices, 2015(2): 12-17.

[19] 余辉, 姜博畅, 刘雁飞, 等. 基于小波收缩的心音降噪最优化分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(3): 383-388.

YU H, JIANG B C, LIU Y F, et al. Optimization analysis of noise reduction in heart sound based on wavelet shrinkage[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(3): 383-388.

[20] 龙远强, 蔡家斌, 潘正, 等. 基于肘关节表面肌电信号的负载识别[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(4): 1485-1491.

LONG Y Q, CAI J B, PAN Z, et al. Load identification based on surface electromyography of elbow joint[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(4): 1485-1491.

[21] 王道明, 鲁昌华, 蒋薇薇, 等. 基于粒子群算法的决策树SVM多分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(4): 611-615.

WANG D M, LU C H, JIANG W W, et al. Research on SVM multi classification method of decision tree based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(4): 611-615.

(编辑:陈丽霞)