

吴常铖^{1,2} 严余超¹ 曹青青³ 费飞¹ 杨德华¹ 徐宝国² 宋爱国²

基于 ANOVA 和 BP 神经网络的最优肌电信号测量位置选择

摘要

基于肌电信号的手部动作识别中,肌电信号测量位置的选择直接关系到动作识别的准确率.本文以使用最少的肌电传感器和获得较高的动作识别率为目标,提出一种基于 ANOVA(方差分析)和 BP 神经网络的肌电信号测量位置优选方法.使用 4 个肌电传感器采集受试者做出指定动作时的肌电信号,提取肌电信号的时域特征,并按测量位置组合构成 15 个不同的样本进行 BP 神经网络的训练和测试.采用单因素 ANOVA 分析测量位置对动作识别结果影响的显著性,采用 Tukey HSD 将测量位置进行归类,并从动作识别率最高的子集中选择测量位置最少但识别准确率最高的测量位置组合作为最优的肌电信号测量位置.实验结果表明,测量位置对动作识别的结果具有显著的影响,随着测量位置数的增加,动作识别准确率呈上升趋势,最优的测量位置组合为 P1+P3+P4,其动作识别准确率为 94.6%.

关键词

表面肌电信号;动作识别;神经网络;方差分析

中图分类号 TP241

文献标志码 A

收稿日期 2019-03-01

资助项目 国家自然科学基金(61803201, 91648206);江苏省自然科学基金(BK20170803);中央高校基本科研业务费资助项目(NS2018023)

作者简介

吴常铖,男,博士,讲师,研究方向为机器人传感与控制技术.changchengwu@nuaa.edu.cn

- 1 南京航空航天大学 自动化学院,南京,211106
- 2 东南大学 仪器科学与工程学院,南京,210096
- 3 南京工业职业技术学院 航空工程学院,南京,210023

0 引言

表面肌电信号是众多肌肉纤维中的动作电位传播到皮肤表面叠加而成的一种微弱生物电信号.由于蕴含了肢体活动信息,能够在一定程度上反映神经肌肉的活动状况,因此肌电信号在肌肉状态评估、假肢控制及康复等领域有着广泛的应用.

手势动作识别是肌电信号最重要的应用之一,国内外学者在这方面做了大量的研究^[1-4].文献[5]提出一种自学习方法,采用 2 个肌电传感器测量手臂上一对拮抗肌表面的肌电信号,实现了仿生假手的抓握控制;文献[6]利用小波变换和神经网络实现了单通道肌电信号的动作识别;文献[7]采用高密度电极测量残疾人残臂上的肌电,并提出 3 种新的肌电信号时域特征,动作识别准确率达到 92.00%±3.11%;文献[8]提出了一种基于瞬时肌电信号的动作识别方法.为了获得较高的动作识别准确率,学者们通常使用更多的肌电传感器来进行肌电信号的采集,然而数量过多的传感器会给信号采集带来不便.

本文针对手部动作识别中的肌电测量位置选择问题,提出一种基于 ANOVA(方差分析)和 BP 神经网络的最优肌电信号测量位置选择方案,在保证动作识别准确率的情况下减少肌电信号的测量点.

1 基于肌电信号和神经网络的手部动作识别

如图 1 所示,基于肌电信号和神经网络的手部动作识别主要包括模型训练和在线动作识别两个环节.模型训练环节,受试者根据动作提示做出相应的动作,在此过程中粘贴于受试者皮肤表面的肌电传感器采集人体手臂肌肉表面的肌电信号,采集得到的肌电信号经过特征提取后用于模型训练.完成模型训练后得到的模型参数可用于在线动作识别,即进行在线动作识别时,从肌电信号中提取到的特征值将直接输入神经网络进行计算得到动作类型.

1.1 信号采集

将 4 个表面肌电信号传感器粘贴在人体手臂皮肤表面的 4 个不同位置(肱桡肌(P1)、指伸肌(P2)、尺侧腕伸肌(P3)、肱侧腕屈肌(P4))进行肌电信号的采集.传感器的信号采样率设置为 1 kHz.信号

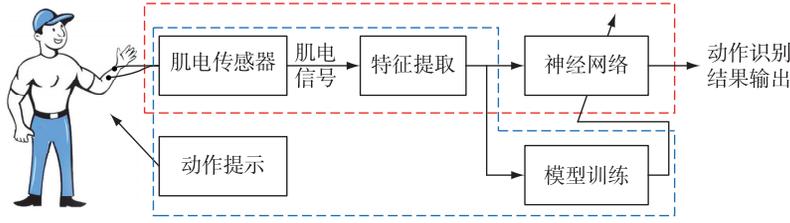


图 1 基于肌电信号和神经网络的手部动作识别流程

Fig. 1 The hand motion recognition flow based on EMG and neural network

采集过程中,受试者需根据提示做出指定的手部动作.本文采集了受试者做伸掌、握拳、内翻腕、外翻腕、抬手腕和压手腕这 6 个不同手势时的肌电信号,即选定了这 6 个手势作为动作识别的目标.

1.2 特征提取

肌电信号是一种复杂的时间序列信号,虽然蕴含了肢体的运动信息,但不能直接用于肢体动作的识别.将肌电信号用于肢体动作的识别通常需要进行特征提取,本文选取绝对值积分均值、方差、过零点数、Willison 幅值对采集得到的肌电信号进行特征提取.

1) 绝对值积分均值(IEMG)

$$IEMG_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-N+1}^i |x_j|, \quad (1)$$

其中, x_j 为当前采样数据, N 为滑动窗长度.

2) 方差(VAR)

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2, \quad (2)$$

其中 \bar{x} 为数据均值, N 为数据序列长度.由于预处理后的肌电信号均值为 0,所以滑动窗下的肌电信号的方差可用式(3)来表示,此时,方差可以作为衡量肌电信号能量大小的特征.

$$VAR_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-N+1}^i x_j^2. \quad (3)$$

3) 过零点数(ZC)

$$ZC_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-N+1}^i \text{sgn}(x_j x_{j-1}), \quad (4)$$

$$\text{其中, } \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0, \\ 0, & x \leq 0. \end{cases}$$

为了降低噪声对过零点数的影响,通常设置一个阈值来消除肌肉放松状态下的过零点数,即增加限制条件: $|x_j - x_{j-1}| > \text{阈值}$.

4) Willison 幅值(WA)

$$WA_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-N+2}^i f(x_j - x_{j-1}), \quad (5)$$

$$\text{其中, } f(x) = \begin{cases} 1, & |x| > \text{阈值}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases}$$

依据上述描述,选择长度为 100 的滑动窗计算一段典型肌电信号的时域特征如图 2 所示.

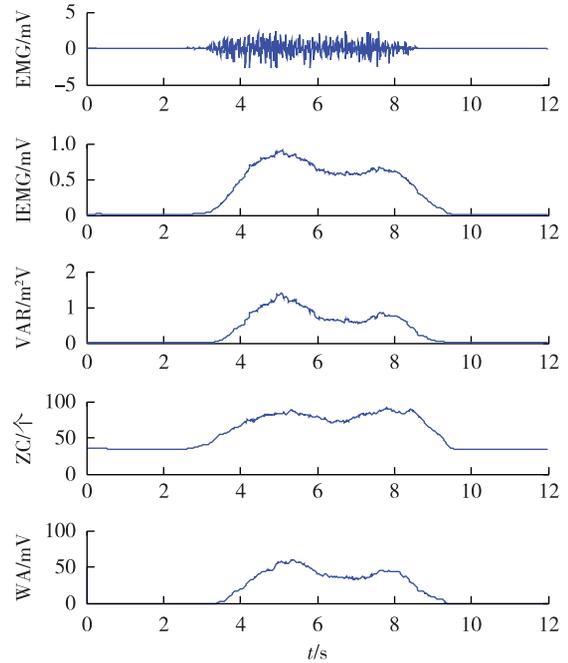


图 2 一段典型肌电信号及其时域特征

Fig. 2 A typical EMG signal and its time domain feature

1.3 基于 BP 神经网络的动作识别

如图 3 所示,选用具有 2 个隐层,各隐层分别含有 10 个节点的 BP 神经网络进行手部动作识别.选用的网络输出层节点数为 6,输入层节点数由肌电信号特征向量的维度决定.运用 Matlab 的神经网络工具箱对设计的 BP 神经网络进行训练.训练时将样本平均分为 5 份,随机抽取 4 份作为训练样本用于网络训练,剩余的 1 份作为测试样本用于检测训练后的网络性能.

根据 1.2 中的特征提取方法,分别提取 4 路肌

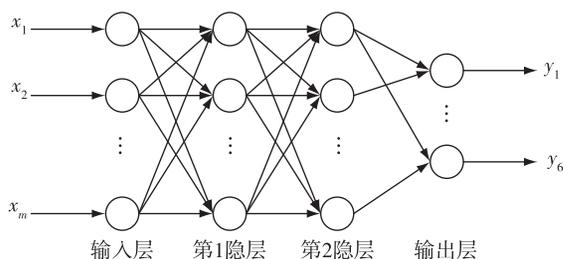


图3 BP神经网络结构

Fig. 3 The structure of BP neural network

电信号的4种特征,根据表1所示的测量位置组合得到15个不同的特征向量 \$V_1 \sim V_{15}\$,如式(6)所示,其中 \$E_n_IEMG\$、\$E_n_VAR\$、\$E_n_ZC\$ 和 \$E_n_WAMP\$ 分别代表第 \$n\$ 路肌电信号的绝对值积分、方差、过零点数和 Willison 幅值。

表1 位置组合与特征向量对应关系

Table 1 The relationship between position combinations and feature vectors

位置组合	特征向量	位置组合	特征向量
P1	\$V_1\$	P2+P4	\$V_9\$
P2	\$V_2\$	P3+P4	\$V_{10}\$
P3	\$V_3\$	P1+P2+P3	\$V_{11}\$
P4	\$V_4\$	P1+P2+P4	\$V_{12}\$
P1+P2	\$V_5\$	P1+P3+P4	\$V_{13}\$
P1+P3	\$V_6\$	P2+P3+P4	\$V_{14}\$
P1+P4	\$V_7\$	P1+P2+P3+P4	\$V_{15}\$
P2+P3	\$V_8\$		

$$\begin{aligned}
 V_1 &= \begin{bmatrix} E1_IEMG \\ E1_VAR \\ E1_ZC \\ E1_WAMP \end{bmatrix}, & V_2 &= \begin{bmatrix} E2_IEMG \\ E2_VAR \\ E2_ZC \\ E2_WAMP \end{bmatrix}, \\
 V_3 &= \begin{bmatrix} E3_IEMG \\ E3_VAR \\ E3_ZC \\ E3_WAMP \end{bmatrix}, & V_4 &= \begin{bmatrix} E4_IEMG \\ E4_VAR \\ E4_ZC \\ E4_WAMP \end{bmatrix}, \\
 V_5 &= \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix}, & V_6 &= \begin{bmatrix} V_1 \\ V_3 \end{bmatrix}, & V_7 &= \begin{bmatrix} V_1 \\ V_4 \end{bmatrix}, \\
 V_8 &= \begin{bmatrix} V_2 \\ V_3 \end{bmatrix}, & V_9 &= \begin{bmatrix} V_2 \\ V_4 \end{bmatrix}, & V_{10} &= \begin{bmatrix} V_3 \\ V_4 \end{bmatrix}, \\
 V_{11} &= \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix}, & V_{12} &= \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_4 \end{bmatrix}, & V_{13} &= \begin{bmatrix} V_1 \\ V_3 \\ V_4 \end{bmatrix},
 \end{aligned}$$

$$V_{14} = \begin{bmatrix} V_2 \\ V_3 \\ V_4 \end{bmatrix}, \quad V_{15} = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \\ V_4 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

根据 \$V_1 \sim V_{15}\$ 的维度,采用图3中的网络结构设计15个不同的BP神经网络,并分别将 \$V_1 \sim V_{15}\$ 作为样本进行训练和检验,可以得到15个网络的动作识别准确率,即一种测量位置组合对应一个动作识别准确率。

2 基于 ANOVA 的肌电信号最优测量位置选择

方差分析(Analysis of Variance, ANOVA)是由 R. A. Fisher 提出的一种用于2个及2个以上样本均数差别显著性检验的方法.如表2所示,方差分析结果中的 \$P\$ 值直接代表了被分析因素对结果的影响是否显著。

本文将肌电信号的测量位置作为影响动作识别结果的因素,通过单因素 ANOVA 分析肌电测量位置对动作识别结果的影响是否显著,同时利用 Tukey HSD 方法将测量位置进行分类,将对动作识别结果影响相似的测量位置组合归入同一子集.本文在识别率最高的子集中,选择测量位置最少且相同数量测量位置中识别率最高的位置组合作为最优测量位置.本文实验研究中利用 SPSS 软件对1.3中的15种特征向量的动作识别结果进行方差分析。

表2 显著性与 \$P\$ 值大小的关系

Table 2 The relationship between obviousness and P value

对结果影响的显著性	\$P\$ 值
非常显著	<0.01
显著	[0.01~0.05]
不显著	>0.05

3 实验及结果

3.1 实验平台

本文实验研究中所用的肌电信号传感器为南京航空航天大学先进机器人与精密系统研究中心研制的便携式无线肌电传感器.该传感器内部具有通频带为10~500 Hz、放大倍数为1000的信号调理电路,用于调理电极片从人体皮肤表面获取到的微弱肌电信号.传感器的采样率可通过软件设置为200~1000 Hz,采集得到肌电信号后通过 WiFi 发送给计算机.图4所示为肌电传感器配套的上位机软件。

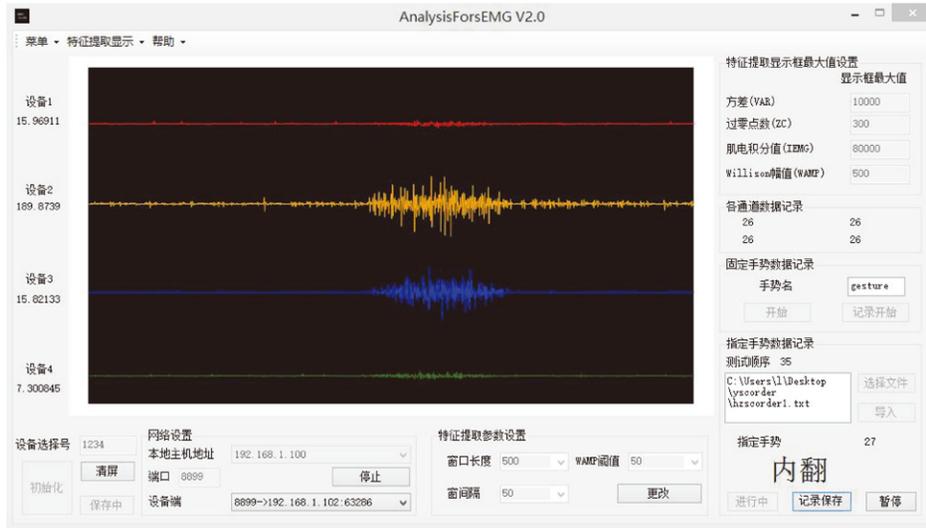


图 4 肌电信号采集系统软件界面

Fig. 4 The interface of the EMG acquisition system

如图 5 所示,该传感器背面有 2 个电极扣,将电极片扣入传感器后即可粘贴在受试者皮肤表面进行肌电信号的测量。



a. 传感器



b. 佩戴示意

图 5 便携式无线肌电传感器及其佩戴示意
Fig. 5 The EMG sensor and it's use schematic diagram

段进行.第 1 阶段为实验准备阶段,主要是为了让受试者熟悉整个实验流程和所需要完成的各种手势,并对肌电信号采集软件的相关参数进行调整,以便受试者能够更加顺利地完成任务.该阶段要求受试者连续完成每种手势 15 次.为了防止受试者疲劳,每 2 种手势动作之间,受试者有 2 min 的休息时间.第 2 阶段为手势识别实验阶段,该阶段实验分 15 组,每组包含 30 个手势动作,每种手势动作出现 5 次且各手势的出现顺序是由 Matlab 软件随机生成的.受试者根据软件界面的提示,完成对应的手势动作.为了避免受试者疲劳,每 2 组手势动作之间,受试者有 5 min 的休息时间。



图 6 实验场景

Fig. 6 The experimental scene

3.2 手势识别实验

6 名健康的受试者(2 女 4 男,年龄在 23~26 岁)参与了实验.实验场景如图 6 所示.实验分 2 个阶

根据 1.2 和 1.3,将实验中获取的肌电信号特征数据按照位置组合进行分组,运用神经网络算法进行手势识别,统计得到各位置组合的手势识别结果如图 7 和图 8 所示.单一位置的手势识别率由高到低的顺序依次为 P3、P1、P2、P4,2 个位置组合的手势识别率由高到低的顺序依次为 P1+P3、P2+P3、P1+P2、P1+

P4、P3+P4、P2+P4,3 个位置组合的手势识别率由高到低的顺序依次为 P1+P3+P4、P1+P2+P3、P2+P3+P4、P1+P2+P4.图 7 中,P12 表示 P1+P2,其余组合依此类推.实验结果表明,手势识别率随着测量位置数量的增加而提高,在使用全部 4 个位置的肌电特征数据时,手势识别率最高,达到 96.1%.

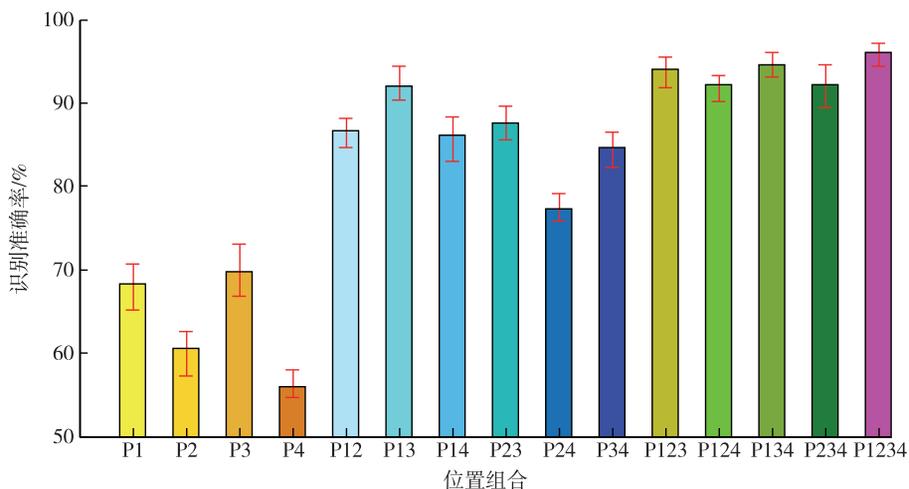


图 7 不同测量位置组合的动作识别结果

Fig. 7 The motion recognition results of different measurement position combinations

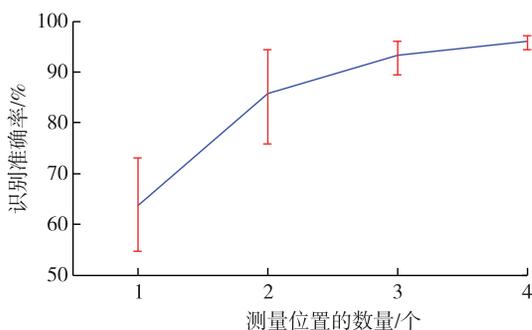


图 8 动作识别结果与肌电信号测量点数的关系

Fig. 8 The relationship between the motion recognition accuracy and the number of EMG measurement positions

位置组合的选取原则,最优的位置组合为 P1 + P3+P4.

表 3 单因素方差分析结果

Table 3 The results of single factor ANOVA

差异源	SS	df	MS	F	P-value	F crit
组间	2.39	14	0.17	889.32	1.90E-125	1.77
组内	0.03	135	1.92E-4			
总计	2.41	149				

4 结束语

对 15 种位置组合的动作识别结果进行方差分析,结果如表 3 所示.表 3 中 P 值远小于 0.01,表明不同肌电信号测量位置的手势识别率具有显著的差异.采用 Tukey HSD 做进一步分析,结果如表 4 和图 9 所示.Tukey HSD 分析结果显示,15 种位置组合共被分到 8 个子集,手势识别率最低的子集(第 1 子集),包含 P4,手势识别率最高的子集(第 8 子集),包含 P1+P2+P3、P1+P3+P4、P1+P2+P3+P4.对手势识别率次高的子集(第 7 子集)分析,2 个位置组合(P1+P3)的手势识别效果可以与一些 3 个位置组合(P1+P2+P4、P2+P3+P4)类似.根据前文提到的最优

本文针对基于肌电信号动作识别中的测量位置选择问题,提出一种基于 BP 神经网络和单因素 ANOVA 的测量位置优选方法.本文首先选定了 6 个常用手势(握拳、伸掌、内翻腕、外翻腕、抬手腕、压手腕)作为动作识别的目标,选定 4 块肌肉(肱侧腕屈肌、肱桡肌、指伸肌、尺侧腕伸肌)作为备选的肌电信号测量位置.受试者做出指定目标动作时,采集受试者手臂上的肌电信号并进行特征提取,根据不同的通道数量对提取后的肌电特征数据进行组合,得到 15 个肌电特征向量.分别将 15 个肌电特征向量作为样本,对 BP 神经网络进行训练和测试,得到不同测量位置组合对应的动作识别率.最后以测量位置组合

表 4 Tukey HSD 分析结果
Table 4 The results of Tukey HSD analysis

统计学方法	特征向量	子集 (显著性水平为 0.05)							
		1	2	3	4	5	6	7	8
Tukey HSD	V ₄	0.56							
	V ₂		0.61						
	V ₁			0.68					
	V ₃			0.70					
	V ₉				0.77				
	V ₁₀					0.85			
	V ₇					0.86	0.86		
	V ₅					0.87	0.87		
	V ₈						0.88		
	V ₆							0.92	
	V ₁₂							0.92	
	V ₁₄							0.92	
	V ₁₁							0.94	0.94
	V ₁₃								0.95
	V ₁₅								0.96
显著性		1.00	1.00	0.57	1.00	0.09	0.36	0.09	0.07

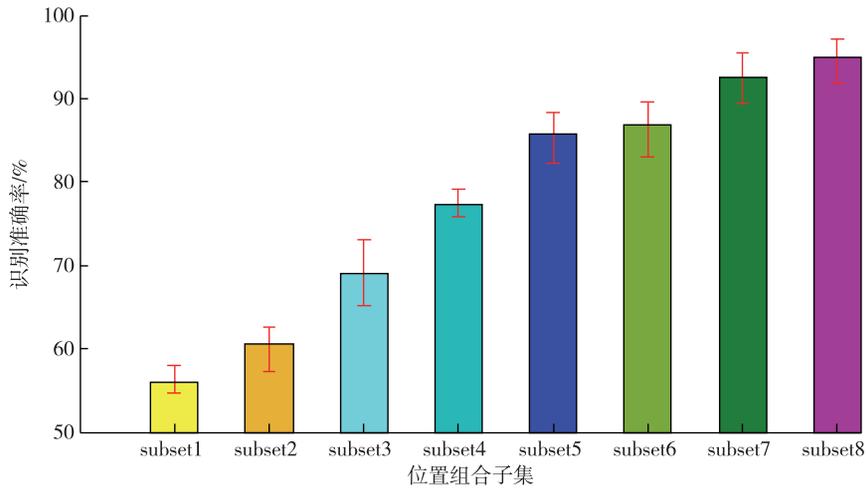


图 9 不同位置组合子集的动作识别结果

Fig. 9 The motion recognition results of different position combination subsets

作为影响动作识别准确率的因素,采用单因素 ANOVA 和 Tukey HSD 对 15 个肌电特征对应的动作识别结果进行分析.实验结果表明,最优的测量位置组合为 P1+P3+P4,即采用肱桡肌、尺侧腕伸肌、肘侧腕屈肌的信号进行动作识别的方案为最优测量位置方案.

参考文献
References

[1] Ariyanto M, Caesarendra W, Mustaqim K A, et al. Finger

movement pattern recognition method using artificial neural network based on electromyography (EMG) sensor [C] // International Conference on Automation.2016
[2] Oleinikov A, Abibullaev B, Shintemirov A, et al. Feature extraction and real-time recognition of hand motion intentions from EMGs via artificial neural networks [C] // International Conference on Brain-computer Interface.2018
[3] 肖凯, 邹任玲. 基于表面肌电信号的人体动作识别算法研究进展 [J]. 生物信息学, 2018, 16(2) : 14-20
XIAO Kai, ZOU Renling. Research on human body motion recognition algorithm based on surface EMG signal [J]. Chinese Journal of Bioinformatics, 2018, 16(2) : 14-20

- [4] 杨亚慧,谢宏.基于卷积神经网络的表面肌电信号手势识别[J].微型机与应用,2017,36(15):59-61
YANG Yahui, XIE Hong. Research on surface EMG signal gesture recognition based on convolution neural network[J]. Microcomputer & Its Applications, 2017, 36(15):59-61
- [5] 吴常铨,宋爱国,章华涛.一种肌电假手的自适应模糊控制方法[J].仪器仪表学报,2013,34(6):140-146
WU Changcheng, SONG Aiguo, ZHANG Huatao. Adaptive Fuzzy Control Method for EMG Prosthetic Hand[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(6):140-146
- [6] Mane S M, Kambli R A, Kazi F S, et al. Handmotion recognition from single channel surface EMG using wavelet & artificial neural network[J]. Procedia Computer Science, 2015, 49:58-65
- [7] Samuel O W, Zhou H, Li X, et al. Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification [J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 67:646-655
- [8] Geng W, Du Y, Jin W, et al. Gesture recognition by instantaneous surface EMG images[J]. Scientific Reports, 2016, 6, DOI:10.1038/srep36571

EMG measurement position optimization based on ANOVA and BP neural network

WU Changcheng^{1,2} YAN Yuchao¹ CAO Qingqing³ FEI Fei¹ YANG Dehua¹ XU Baoguo² SONG Aiguo²

1 College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106

2 School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096

3 School of Aviation Engineering, Nanjing Institute of Industry Technology, Nanjing 210023

Abstract The locations of electromyography (EMG) measurements are directly related to the accuracy of motion recognition in hand gesture recognition based on EMG signals. This study proposes an EMG measurement position optimization strategy based on ANOVA and back propagation (BP) neural network to obtain the best motion recognition with the fewest EMG sensors. Four EMG sensors are used to capture the EMG signals when the subjects perform specific hand gestures. Feature data extracted from the raw EMG signals are combined into 15 different vectors according to different measurement position combinations. These 15 feature vectors are used to train and test the BP neural network. Single factor analysis of variance (ANOVA) is employed to analyze the significance of the influence of the measured position on the motion recognition. Tukey's honest significant difference test is adopted to classify the position combinations. The position combinations are divided into several subsets. In the subset with the highest recognition rate, the position combination with the least measurement position and the highest recognition accuracy is considered to be the optimized measurement position. The experimental results show that the measurement position has a significant impact on the results of motion recognition. The accuracy of motion recognition shows an upward trend with the increase in measurement position. The optimal combination of measurement position is P1+P3+P4, and the accuracy of motion recognition is 94.6%.

Key words surface electromyography; motion recognition; neural network; analysis of variance