

文章编号: 2095-2163(2020)03-0321-04

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

基于 sEMG 的人体上肢动作特征提取与识别分类的实验研究

陈健宁, 刘蓉

(大连理工大学 电子信息与电气工程学部生物医学工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 本文以人体上肢动作的 sEMG 信号为例, 提出了基于 Noraxon 无线表面肌电系统采集不同运动范式肌电信号, 并对采集的信号进行特征提取和基于支持向量机算法的分类。经过实践测试, 支持向量机算法可以很好地适应上肢康复训练所要求的动作分类要求, 为上肢自主康复训练系统设计提供了分类算法支撑。

关键词: sEMG 信号处理; 特征提取; 识别分类

Experimental study of human upper limb motion feature extraction and classification based on sEMG

CHEN Jianning, LIU Rong

(Department of Biomedical Engineering, Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China)

[Abstract] Taking the sEMG signal of human upper limb motion as an example, this paper proposes collecting different motion paradigm EMG signals based on the Noraxon wireless surface electromyography system, and performing feature extraction and classification based on support vector machine algorithm for the collected signals. After practical tests, the support vector machine algorithm can well adapt to the movement classification requirements of upper limb rehabilitation training, and provides a classification algorithm support for the design of an upper limb autonomous rehabilitation training system.

[Key words] sEMG signal processing; feature extraction; recognition classification

0 引言

表面肌电信号(sEMG)属于非侵入式采集方式,相对于侵入式采集(如针电极EMG)来说具有无创伤、操作灵活、易于采集,有利于肢患病人利用获取的表面肌电信号特征信息,实现有意识、有目的的运动康复。如何针对其采集数据进行特征提取和识别分类将直接影响肢体受损患者的自主康复训练效果。因此随着人工智能与传统信号检测技术的深度融合,基于sEMG的特征分类方法的研究与应用已经成为生物医学工程领域关注的热点问题。

1 上肢动作肌电信号的采集与处理实验方案设计

本实验设计思路按照采集、处理、识别与分析这条主线开展,其中sEMG信号采集主要借助Noraxon无线表面肌电系统来完成。获得采集数据后,要对数据进行软件滤波和动作起始点检测的预处理,这一步骤对于接下来的特征提取和识别分类至关重要,是后续工作的基础和支撑。具体实验方案设计如图1所示。



图1 上肢动作肌电信号的采集与处理实验方案

Fig. 1 Experimental scheme of collecting and processing EMG signals of upper limb action

2 基于上肢动作状态的sEMG信号采集与预处理

2.1 上肢关节运动模式定义

本实验从对上肢康复训练普适性角度出发,引用了Sign Language库中常用肢体动作定义,对实验中的上肢动作进行动作模式设定,具体名称和表述见表1^[1]。这种设定既考虑了涵盖尽量多的肌肉群,同时也兼顾了中风、脑瘫等部分特殊群体的康复需求。

2.2 上肢动作sEMG信号采集

本实验肌电信号采集使用的前文所提的Noraxon无线表面肌电系统,采样速率参数设置为1500 Hz。每一肌电通道的2个Ag/AgCl电极的间

基金项目: 2019年大连理工大学大学生创新创业训练计划项目(2019101410201011053)。

作者简介: 陈健宁(1999-),男,本科生,主要研究方向:生物信息处理;刘蓉(1980-),女,博士,副教授,主要研究方向:脑电信号处理。

收稿日期: 2019-12-28

距是 2 cm。在使用前,先用酒精清洗。在肌电数据采集开始之前,向每位受试者展示每一个标准动作的样片,并告知尽量用恒定的力量完成每一个动作。在受试者熟悉任务后,自行练习受试的动作和熟悉流程,保证数据采集的合理性。每次动作采集均从 IS 状态选择开始,表 1 中所列的各运动模式作为一次动作的结束状态。

表 1 动作名称和含义

Tab. 1 Action names and meanings

动作名称	中文描述
IS	自然下垂
SS1	侧摆 45°
SS2	侧摆 90°
SS3	侧摆 135°
SF1	前摆 45°
SF2	前摆 90°
SF3	前摆 135°

2.3 sEMG 信号预处理

尽管肌电信号采集仪在信号输出前对采集到的信号做了硬件降噪和软件去噪处理,但 sEMG 信号易受手臂震颤、静电和工频等外界因素干扰。在特征提取之前,需要对获得的 sEMG 信号进行预处理。这里拟对要进行特征提取的信号进行带通滤波和 50 Hz 工频陷波,带通滤波器主要为了滤除 20 Hz 以下和 500 Hz 以上的干扰,主要采用高阶巴特沃斯数字滤波器来实现。

3 上肢动作 sEMG 信号特征提取

3.1 基于 sEMG 信号的上肢动作起始点检测

动作的起始点(发起)的准确检测是完成特征提取和动作识别与分类工作的前提,也是任何智能分类算法的起点。但是由于肌电信号具有微弱性、随机性和易干扰等现实问题,使得利用肌电信号进行上肢动作发起的精确检测成为一个难点问题。

实验中将音频信号处理的 TKE 算子应用于表面肌电信号进行动作发起检测。将 sEMG 信号的幅频变化程度利用 TKE 算子进行刻画,即将信号变换至 TKE 域上。TKE 算子 Ψ 可描述如下:

$$\Psi[X(n)] = \tilde{x}^2(n) - \tilde{x}(n+1)\tilde{x}(n-1), n = 1, 2, \dots, M, \dots, N, \quad (1)$$

$$\tilde{x}(n) = x(n) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i), \quad (2)$$

其中, $x(n)$ 为输入信号。

若假设 $x(n) = A \cos(\omega_0 n + \theta)$, 也就是 sEMG 信号的均值为零,将其代入式(1),可以得到:

$$\Psi[x(n)] \approx A^2 \sin^2 \omega_0, \quad (3)$$

从公式(3)的结果可以看出,信号变换至 TKE 域后,其输出只与输入信号的瞬态幅值 A 及其频率值相关。从其物理意义来看,当肌肉收缩时势必会出现肌电信号幅值的增加和频率的变化现象^[2],这符合肌电信号发生的生理客观实际情况。因此对肌电信号动作的发起检测是可以借助音频信号处理的 TKE 算子来实现。

为了进一步消除尖峰噪声对动作起始点时刻的误判断影响,借鉴二值化输出判断思想,在这里设计了手部动作与否二值化状态函数 $s(n)$ 。此时用到的数学公式可表示为:

$$s(n) = \text{sgn}(\Psi(n) - Th), \quad (4)$$

其中,

$$Th = \mu_0 + j\delta_0, \mu_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \Psi(i), \quad (5)$$

$$\delta_0 = \left\{ \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (\Psi(i) - \mu_0)^2 \right\}^{1/2}, \quad (6)$$

$\hat{t}_0 = \min(n | x(n) = 1), n = 1, 2, \dots, M, \dots, N.$ 这里,当 $s(n) = 1$ 表示有动作,当 $s(n) = 0$ 则无。其二值输出是对持续时间 \hat{t}_0 内的数据窗进行判断的,这里 N, M 分别为数据窗的总长和每次判断数据更新后的长度。

具体实现步骤如下:

- (1) 将待识别信号 $x(n)$ 实现零均值处理。
- (2) 使用 TKE 算子得到 $\Psi(n)$ 。
- (3) 求均值 μ_0 和标准差 δ_0 , 确定阈值 Th 。
- (4) 利用二值输出的公式(4)来判断是否有发起点,当前检测点与其前后信息点的变化进行比较,如果超过阈值时,就可以判定该时刻为动作的发起点。

基于 TKE 算子的动作起始检测实验结果如图 2 所示。动作发起检测是否准确,与算法和采集的信号自身品质两个方面都是密切相关的。但是如果采集的肌电信号存在过多的尖峰噪声,势必会影响起始判断的准确性。这在图 2(b)中可以看出,在肌肉静息状态下,存在尖峰噪声信号。为了消除外界环境噪声对肌电信号发起检测的影响,将依据正常肌肉活动静息状态的时长,设定观测窗口长度作为判断基准(窗口长度取值由采样速率和受试者动作完成情况决定,这里取 $N = 100$)。通过观测该窗口出现序列“1”和“0”频次多少,并与设定的参考值比较。如果序列“1”频次高于参考值,则表明肌肉静息时有尖峰噪声信号干扰,可将这一段序列全部更

新为序列“1”;否则全部更改为“0”,具体实验结果见图2(c)。这样在不影响检测正常活动持续时间的情况下尽可能排除伪活动噪声。

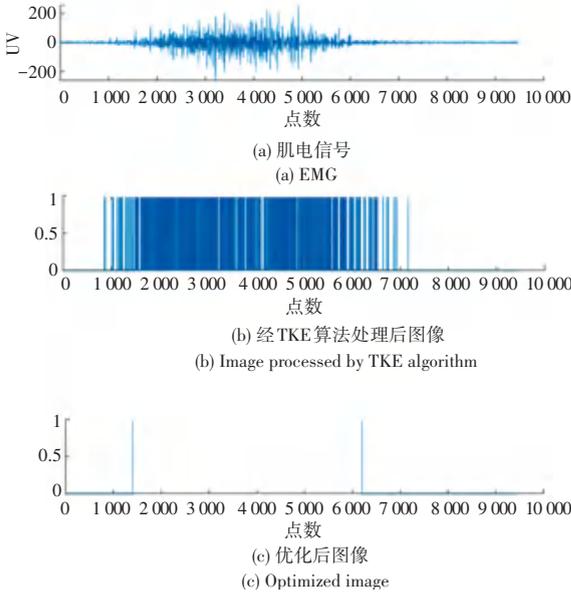
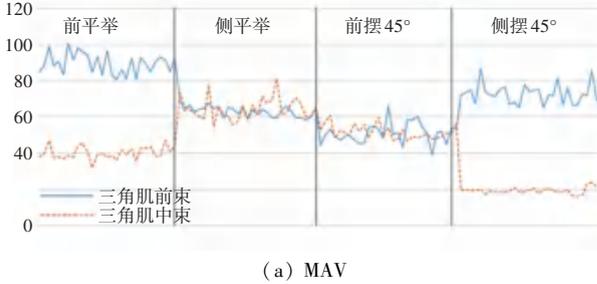
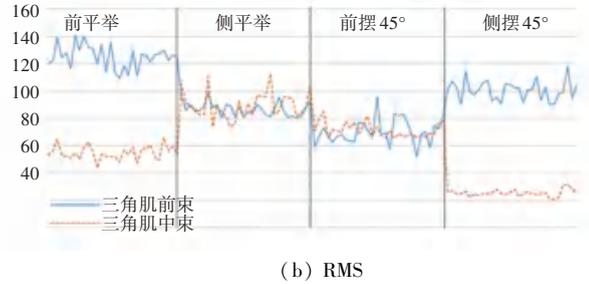


图2 基于TKE算子的动作起始检测实验结果

Fig. 2 Experimental results of action start detection based on TKE operator



(a) MAV



(b) RMS

图3 受试者特征提取结果

Fig. 3 Receiver feature extraction results

4 基于SVM的上肢动作特征识别分类

在完成了有关肌电信号的特征提取之后,通过建立合适的分类器进行分类,才能实现对上肢动作模式分类。基于此,文中采用了SVM分类方法。

基于其二分类思想就是在二维平面中去找到一条直线将2个不同类别的样本点分开;同理在高维空间中,就是要寻找一个超平面实现分类。设在D维空间中线性判别函数的形式为: $g(X) = WX + b$, 分类面方程是 $WX + B = 0$, 通过调节系数 W 和 b , 使2类全部样本点都能满足 $|g(X)| \geq 1$, 因此这些样本点决定了最优分类线(面)。可见求最优分类线(面)的问题实际上就是优化问题^[4]:

$$\begin{cases} \min \varphi(W) = \frac{1}{2} \|W\|^2 = \frac{1}{2} (W \cdot W), \\ \text{s.t. } y_i [(W \cdot X_i) + b] - 1 \geq 0; i = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (9)$$

3.2 上肢动作sEMG信号特征提取

为有效区分不同类型sEMG信号,要求将不同的动作模式有效地区分开,这就要求把信号的特征提取出来。鉴于肌电信号普遍存在不稳定现象,研究中拟采用统计方法。文中则采用常规的时域分析法实现。其中,时域分析法主要利用的是提取绝对平均值(MAV)、均方根(RMS)^[3]。其对应数学公式可表示为:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|, \quad (7)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}}. \quad (8)$$

其中, N 为采样点, x_i 表示第 i 个sEMG信号采样点的幅值。

图3为对受试者每个动作均同时采集三角肌前束、三角肌中束的sEMG信号,利用公式(7)、公式(8)得到了时域特征MAV和RMS计算结果。由图3可见,不同动作模式以及不同通道处的特征具有明显的区分性。

上述问题转化为对偶化问题:

$$\begin{cases} \min L(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (X_i \cdot X_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i, \\ \text{s.t. } \alpha_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, n, \\ \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0. \end{cases} \quad (10)$$

由式(9)和式(10)可得到最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (X_i \cdot X + b^*) \right\}. \quad (11)$$

其中, α_i 为拉格朗日乘子, α_i^* 是 α_i 的最优解, 由于对于非支持向量满足 $\alpha_i = 0$, 所以最优函数针对的只是支持向量, 而 b^* 可根据任何一个支持向量的约束条件求出。

实验中sEMG信号中提取绝对平均值(MAV)、均方根(RMS)时域特征参数作为标准, 选择线性核

函数作为 SVM 的核函数进行分类识别。具体实现流程如图 4 所示。

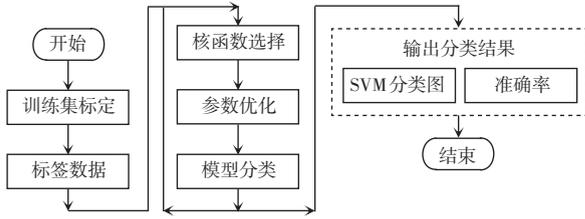


图 4 基于 SVM 的上肢动作的 sEMG 信号分类流程图

Fig. 4 Flow chart of sEMG signal classification based on SVM for upper limb movements

5 运动模式仿真实验分析

仿真实验数据获取来源是对同一受试者,在事先经过熟悉采集流程和动作要求之后,在相对安静的条件下进行的。将采集获得的数据分为训练样本数据和测试样本数据,具体来说就是将每类动作获得 45 组数据,选取前 30 组作为训练样本数据,后 15 组作为测试样本数据。SVM 分类结果具体如图 5 所示,本次仿真得到的测试结果见表 2。研究结果表明,其动作模式总体识别率约为 93.33%。

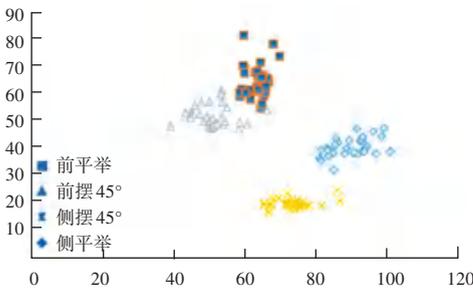


图 5 SVM 分类图

Fig. 5 SVM classification map

表 2 仿真测试结果

Tab. 2 Experimental results

样本实际类别	输出结果			
	前平举	前摆 45°	侧摆 45°	侧平举
前平举	14	1	0	0
前摆 45°	1	13	1	0
侧摆 45°	0	0	15	0
侧平举	0	0	1	14

6 结束语

本实验从上肢运动 sEMG 信号采集出发,经信号预处理、动作起始点判断及特征提取,并采用了泛化能力较强的 SVM 方法进行了训练和分类,较好地反映了采集的表面肌电信号和上肢动作特征提取与识别之间的客观映射关系,与表面肌电信号的生理特征是一致的,为后续开展用上肢肌电信号驱动外骨骼式自主康复训练奠定了理论基础。

参考文献

- [1] 董海清,王朋,祈蒙,等. 基于表面肌电信号的上肢康复训练技术研究[J]. 仪表技术应用,2017(9):17.
- [2] 赵漫丹,李东旭,范才智,等. 基于表面肌电信号进行手部动作发起检测方法[C]//中国电子学会电路与系统学会第二十五届年会. 成都:中国电子学会电路与系统学会,2016:1.
- [3] 陈歆普. 基于肌电信号的多模式人机接口研究[D]. 上海:上海交通大学,2011.
- [4] 李林伟,王红旗,姜磊. 基于支持向量机的表面肌电信号动作模式识别[J]. 科学技术与工程,2014,14(7):241.

(上接第 320 页)

参考文献

- [1] STERNBEGR J. Older but not wiser? The relationship between age and wisdom[J]. Ageing International 2005,30:5.
- [2] 刘建兵,齐智,邢永杰. 什么是智慧居家养老? [J]. 中国信息界,2015(6):63.
- [3] 王宏禹,王啸宇. 养护医三位一体:智慧社区居家精细化养老服务体系研究[J]. 武汉大学学报(哲学社会科学版),2018,71(4):156.
- [4] 阎安. 论社区居家养老:中国城市养老模式的新选择[J]. 科学经济社会,2007(2):86.
- [5] 潘琳. 基于智慧社区的居家养老服务模式探索[J]. 阜阳师范学院学报(社会科学版),2018(1):135.