

基于 sEMG 信号的实时控制系统

陈玉如, 王 烜, 周鹏辉, 张永福, 李玉榕

(福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108)

摘要: 为了使偏瘫或截肢患者能够通过表面肌电信号进行更有效的康复训练, 使用 MYO 手环采集上肢肌电信号进行数据预处理、特征提取及分类器的训练, 识别出目标动作后, 对上肢机械设备进行实时控制。文中主要采用 Matlab 编程, 通过对多种类上肢动作肌电信号的采集与识别, 设计出一套实时上肢动作模式识别系统。表面肌电信号作为假肢与机械臂的控制源, 展现出很大的潜力和优势, 特别是在医疗康复领域, 可帮助患者进行更有效的康复训练, 同时也极大地推动了人机互动向更人性化方向发展。

关键词: MYO 手环; 上肢; 表面肌电信号; 模式识别系统

中图分类号: TP277

文献标识码: A

文章编号: 2095-1302 (2019) 02-0071-04

0 引言

肌电信号蕴含着丰富的人体运动信息, 是患者自身意图的重要体现^[1]。若能够通过肌电信号识别出运动意图, 进而指导患者进行有效的康复训练, 必然使得康复效果得到进一步提升。通过肌电信号识别出患者的肌肉运动意图是人机交互应用的关键, 被广泛应用于医疗康复、假肢控制等领域^[2-3]。目前, 国内外对于医疗康复机器人的研究比较成熟, 其控制源主要分为两大类。一类是运动传感器, 如 Andreas 等使用陀螺仪传感器和机器学习的方法实现了对节拍手势的识别^[4]。国内胡馨月^[5]等人使用加速度传感器进行手势识别, 对三维空间交互模式进行深入研究。另一类是利用肌电传感器, 最早的报道即 Reiter^[6]在 1948 年首次将 sEMG 信号用于假肢控制。近年来, 肌电控制的研究者开始探索为截肢或偏瘫患者提供医疗康复效果更好的肌电假手, 如 Carrozza^[7]采用有限状态机实现了单自由度的肌电假手控制。相比于运动传感器, 肌电传感器作为控制源具有以下优点^[8]:

(1) sEMG 超前于实际动作, 具有提前预判的特点, 该特点使得系统更类似于人脑控制肢体运动, 交互方式更容易接受;

(2) sEMG 实时性好, 信号采集方便, 采集范围大, 具有安全无创等特点, 能够顺应偏瘫患者生理状态的特殊性, 更适合医学应用。

因此, 在人机交互中, 肌电信号被广泛应用, 特别是在医疗康复领域, 其独特的优势更为突出。本文对健康人群的

上肢进行表面肌电信号的采集与分析, 对目标动作实施过程肌肉所激发的肌电信号进行处理, 实现对机械臂的实时控制。

1 系统设计

本文选取的目标动作为握拳、张开、手腕内屈、手腕外伸。系统结构如图 1 所示。通过肌电信号的采集、预处理、特征提取、目标动作识别, 实现对机械臂的实时控制, 进而实现一套上肢动作实时模式识别系统。

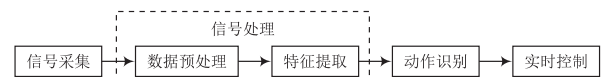


图 1 系统结构图

2 实现方法

2.1 实验设计与信号采集

本文实验采用由 Thalmic Labs 公司生产的 MYO 手环作为测量传感器。MYO 具有 8 通道表面肌电信号传感器, 采样频率为 200 Hz, 精度为 8 位。通过蓝牙将手环与计算机连接, 并与 Matlab 进行实时通信。该手环采样频率较低, 但具有穿戴方便、使用简单、成本较低等特点。其结构小巧, 便于数据采集及与上肢机械设备配合使用。实验采集前用酒精棉轻轻擦拭手环各电极表面和志愿者皮肤表面, 待其自然干燥, 对手环 8 个电极进行编号。将手环佩戴于下臂中, 将编号为 3 的传感器对准尺侧腕伸肌内侧, 调整其余传感器位置, 使其均匀分布于手臂表面。志愿者应尽量保持相同的速度及力道, 以肌肉放松状态为初始状态, 每个目标动作作为一次动作的结束状态。同时, 保证两次动作之间有足够长的间隔, 避免肌肉疲劳。参与实验的共有 7 名成年健康男性, 每位志愿者分别完成握拳、张开、手腕内屈、手腕外伸 4 个目标动作, 每

收稿日期: 2018-11-03 修回日期: 2018-12-04

基金项目: 国家自然科学基金: 自主意愿控制的运动功能康复功能性电刺激技术基础研究 (61773124)

个动作重复 10 次, 每次动作采集时间为 4 s。

2.2 信号处理

sEMG 信号实质为微弱的电信号, 极易受到环境噪声、工频干扰和生理因素等带来的噪声影响, 其信噪比较低, 信号中出现的毛刺较多。为获得较为平滑的信号, 同时为更好地实现实时性, 本文实验采用简单的预处理方式。由于目标动作肌肉产生的能量较小, 为使活动段幅值更加明显, 对采集信号取绝对值。

肌电信号是连续信号, 若以采集到的整段信号表征目标动作, 则不利于实时性系统的实现及目标动作的分类。同时肌电信号又具有明显的非平稳随机性, 因此, 要将预处理后的信号用一组能够表征其特征的数据描述, 并且该数据能够有效区分不同动作, 便于分类。目前肌电信号特征主要分为时域特征、频域特征及时频域特征三大类。本文实验采取计算简便、实时性高的特征值表征信号特征。

本文将绝对平均值 (Mean Absolute Value, MAV)、斜率变换次数 (Slope Sign Change, SSC)、肌电方差值 (VAR) 作为特征值。

对于任意一段表面肌电信号而言, 信号的绝对平均值是检测肌肉收缩水平的传统方法。

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|$$

SSC 是一种频域信息上的时域分析 (主要根据时间轴进行计算)。

$$SSC = \frac{1}{N-2} \sum_{n=2}^{N-1} [f[(x_n - x_{n+1}) \times (x_n - x_{n-1})]]$$

VAR 体现了表面肌电信号在动作过程中的幅度以及范围变化的剧烈程度。

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N x_n^2$$

人体生理延迟约为 300 ms, 为实现人机实时系统, 系统延迟应小于 300 ms, 人体才不会感受到延迟^[9-10], 因此窗口选取应保证系统处理数据与计算窗口特征值时间总和在 300 ms 以内。对于本文实验中采用的 MYO 手环, 其采样频率为 200 Hz, 窗口可选为 40 点, 即 200 ms。

2.3 动作识别

通过选取合适的阈值获得活动段起点, 并向后取 200 ms 作为一个特征值计算窗口, 根据特征值公式得出在该窗口下的特征值, 将训练数据导入 Matlab 分类器中进行分类器训练。支持向量机 (SVM)^[11-14] 在处理非线性样本、小样本及高维模式识别中具有独特优势^[15]。非线性映射是 SVM 方法的理论基础, 对特征空间划分最优平面是 SVM 的目标。支持向量机具有风险小的特点, 且在样本数较少时, 相对于其他分

类器仍然具有较高的准确率。本文实验考虑到设备采集频率较低且没有足够大的样本, 采用该分类器。分别对每位志愿者的训练数据进行分类器训练, 训练过程均采用 5 折交叉方式。

肌电实时控制系统中, 要求能够迅速通过 sEMG 信号识别患者的意图, 设定控制命令并完成控制。即在 300 ms 人体生理延迟内, 完成 sEMG 信号采集、肌肉激活检测、特征提取、分类、控制命令通信、控制对象动作等环节, 其中活动段时间占较大比例。控制系统的实时性对活动段时间窗长的合理选择提出了较高要求, 本文针对活动段窗长, 计算不同窗长下对应分类的正确率。

2.4 实时控制

本文采用 6 自由度机械臂和仿生手进行实时控制。通过串口函数, 将机械设备与 Matlab 进行实时通信, 通过数据预处理、特征提取、分类器识别目标动作, 发送对应目标动作的指令, 从而达到实时控制的目的。

3 实验结果

3.1 sEMG 采集结果

采用 MYO 手环, 按照上文所述实验设计方案与操作规范, 进行表面肌电信号的采集, 各动作的采集结果如图 2 ~ 图 5 所示。

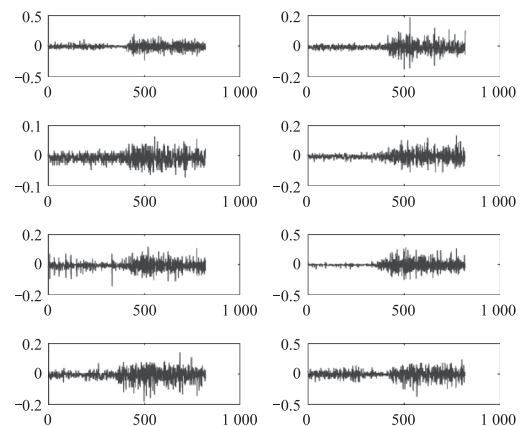


图 2 手掌张开 8 通道表面肌电信号

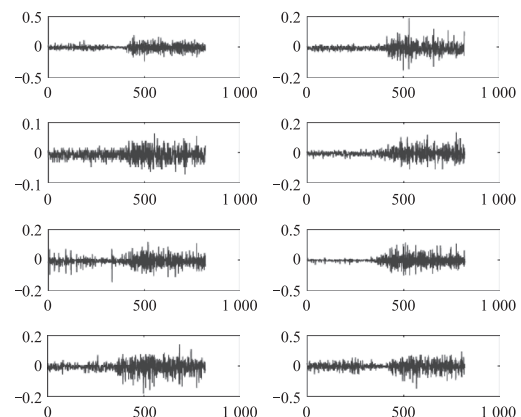


图 3 手掌握拳 8 通道表面肌电信号

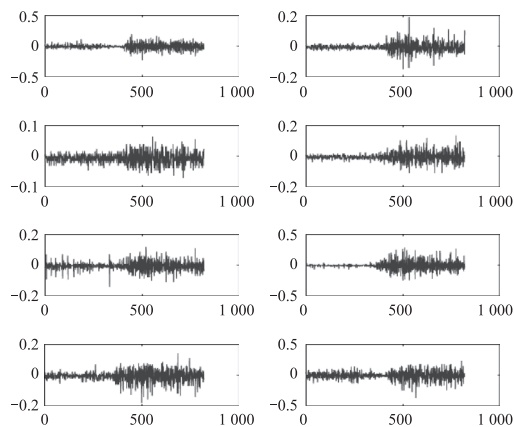


图4 手腕内屈8通道表面肌电信号

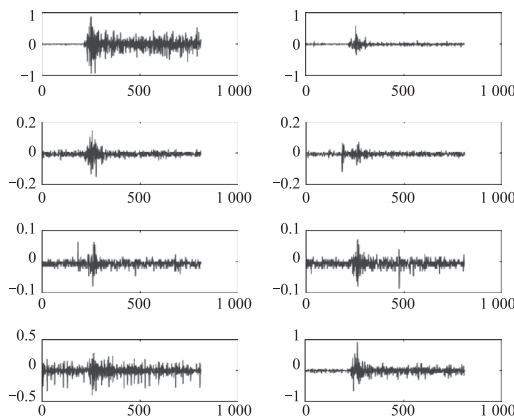


图5 手腕外伸8通道表面肌电信号

3.2 信号处理

对原始数据进行绝对值预处理的结果如图6所示。

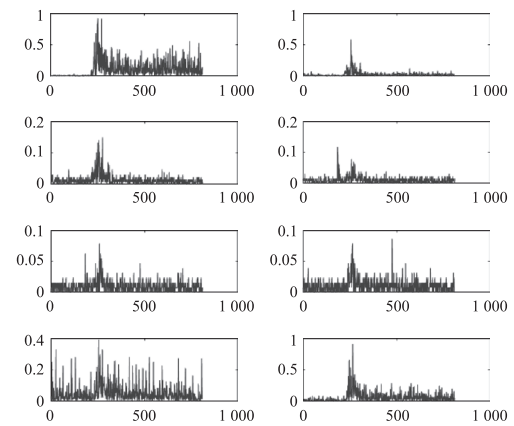


图6 绝对值处理

3.3 分类精度

分别对每位志愿者的训练数据进行分类器训练，其结果见表1所列。对象间分类的准确率为87.9%。不同窗长度下对应分类的准确率结果如图7所示。从图7可以看出，时间窗长度增加，包含的肌电信息更丰富，分类准确率随之提高。当时间窗低于100 ms时，控制系统的分类准确率大幅度降低；当时间窗长度大于180 ms时，系统分类准确率随时间窗长

度增加而提高得较为缓慢。为了兼顾实时性及分类准确率，选择200 ms作为时间窗长度较为合适。

表1 对象间分类器准确率

对 象	准确率 /%
志愿者 1	97.5
志愿者 2	97.5
志愿者 3	87.5
志愿者 4	92.5
志愿者 5	90.0
志愿者 6	91.0
志愿者 7	97.5

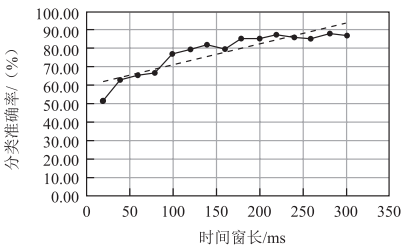


图7 不同窗长度对应的准确率变化

3.4 控制效果

通过数据预处理、特征提取、分类器识别目标动作，发送对应目标动作的指令，其控制效果如图8～图11所示。



图8 握拳

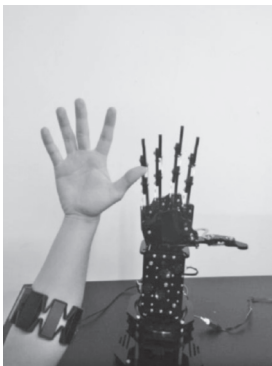


图9 张开

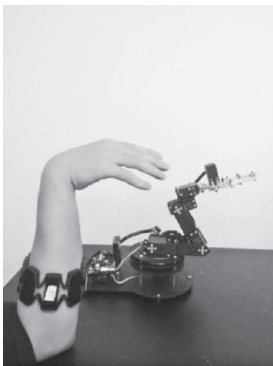


图10 手腕内屈

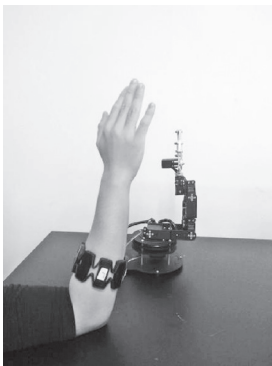


图11 手腕外伸

5 结 语

本文描述了通过肌电信号实现对机械设备实时控制的系统。通过简单的时域特征,不仅克服了数据采集频率低的问题,而且能够保证在人体生理延迟 300 ms 内实现对上肢机械设备的实时控制。本文充分利用肌电信号能够准确体现人的运动意图这一特点,实现了对上肢机械设备的自然控制,特别是应用于康复过程中,患者能够获得一种更易接受的人机交互方式。本文目标动作的识别建立在经过分类器训练的实验者数据基础上,对于未经过训练的实验者,若直接用于实验,本文系统也具备一定的识别能力。本文系统的缺点在于,由于采集设备频率较低,仅为 200 Hz,在使用阈值方式寻找起点时准确率较低,需要后续做进一步改进。

参 考 文 献

- [1] SHI J, CAI Y, ZHU J, et al. SEMG-based hand motion recognition using cumulative residual entropy and extreme learning machine[J]. Medical & biological engineering & computing, 2013, 51 (4): 417-427.
- [2] BAN A, AHMAD S A, MARHABAN M H, et al. Characterization of surface electromyography using time domain features for determining hand motion and stages of contraction[J]. Australasian physical & engineering sciences, 2014, 37 (1): 133-137.
- [3] YOUNG A J, SMITH L H, ROUSE E J, et al. Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition[J]. IEEE trans biomed eng, 2013, 60 (5): 1250-1258.
- [4] ROSAPUJAZON A, BARBANCHO I, TARDON L J, et al. Conducting a virtual ensemble with a kinect device[Z]. Kth royal institute of technology sound & music computing group, 2013.
- [5] 胡馨月, 梁秀波, 樊儒昆, 等. 基于运动传感的书空临摹交互方式[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22 (10): 1734-1740.
- [6] SCOTT R N. Biomedical engineering in upper-extremity prosthetics[C]// Comprehensive Management of the Upper-Limb Amputee. Springer New York, 1989: 173-189.
- [7] CAROZZA M C, CAPPIELLO G, STELLIN G, et al. On the development of a novel adaptive prosthetic hand with compliant joints: experimental platform and EMG control[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2005: 1271-1276.
- [8] 丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述[J]. 自动化学报, 2016, 42 (1): 13-25.
- [9] CHU J U, MOON I, LEE Y J, et al. A supervised feature-projection-based real-time EMG pattern recognition for multifunction myoelectric hand control[J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2007, 12 (3): 282-290.
- [10] ENGLEHART K, HUDGIN B, PARKER P A. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2001, 48 (3): 302.
- [11] CHANG J, WANG Z J, MCKEOWN M J. A time-varying eigenspectrum/SVM method for semg classification of reaching movements in healthy and stroke subjects[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006. ICASSP 2006 Proceedings. IEEE, 2014: 2.
- [12] ELHARIRI E, EL-BENDARY N, HASSANIEN A E. A hybrid classification model for emg signals using grey wolf optimizer and SVMs[C]// The 1st International Conference on Advanced Intelligent System and Informatics, 2015: 28-30.
- [13] ALKAN A. Identification of EMG signals using discriminant analysis and SVM classifier[J]. Expert systems with applications, 2012, 39 (1): 44-47.
- [14] LI N, JIANG L, LIU H, et al. Combined use of FSR sensor array and SVM classifier for finger motion recognition based on pressure distribution map[J]. Journal of bionic engineering, 2012, 9 (1): 39-47.
- [15] 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.

作者简介: 陈玉如(1996—), 女, 福建省龙岩人, 在读本科生。研究方向为生物电信号处理与分析。

王 烜(1997—), 男, 福建省南平人, 在读本科生。研究方向为生物电信号处理与分析。

周鹏辉(1996—), 男, 福建省泉州人, 在读本科生。研究方向为生物电信号处理与分析。

张永福(1997—), 男, 福建省泉州人, 在读本科生。研究方向为生物电信号处理与分析。

李玉榕(1973—), 女, 福建省莆田人, 博士, 教授。研究方向为生物电信号处理与分析。

(上接第 70 页)

- [4] 李文道, 杨小虎. 基于分布式缓存的消息中间件存储模型[J]. 计算机工程, 2010, 36 (13): 93-95.
- [5] 朱广萍, 黄晞. 面向智慧园区的物联网中间件的整体架构[J]. 计算机技术与发展, 2017 (2): 171-173.
- [6] 周智. Redis 分布式缓存实现与解析[J]. 信息通信, 2018 (6): 24-25.
- [7] 张为方, 张伦宁, 尹子悦. 物联网技术在智能家居控制系统中的应用[J]. 物联网技术, 2015, 5 (8): 52-53, 56.
- [8] 付蔚, 杨鑫宇, 李威. 面向智能家居消息中间件的设计与实现[J]. 科技创新与应用, 2018 (17): 39-40.