

基于肌电信号的多模式抓握力估计

张冰珂^{1,2}, 段小刚^{1,2*}, 邓 华^{1,2}

(1. 中南大学 高性能复杂制造国家重点实验室, 长沙 410083; 2. 中南大学 机电工程学院, 长沙 410083)

(* 通信作者电子邮箱 xgduan@csu.edu.cn)

摘 要: 针对大多肌电控制的假肢只研究模式识别而没有对抓握力和抓握模式同步解码的问题, 提出一种同时分析抓握模式和抓取力的方法。首先, 采用 4 通道表面电极采集人体手臂肌电信号 (EMG), 采用力敏电阻 (FSR) 采集抓取力信号; 然后, 分别利用线性判别分析 (LDA) 方法和人工神经网络 (ANN) 进行抓握模式识别和力估计。在 4 种抓握模式下分别建立 4 个肌电信号-力关系, 一旦判别出抓取模式, 则调用相应模式下肌电信号-力模型估计抓握力大小以实现模式识别和力估计的结合。实验结果表明, 当进行模式和力的同步解码时, 模式平均分类精度约为 77.8%, 力估计的准确率约为 90%。该方法可以用于假肢的肌电控制, 不仅可以解码使用者的抓取动作的意图, 还可以解码使用者期望的抓取力, 辅助假肢实现稳定抓取。

关键词: 肌电信号; 假肢手; 人工神经网络; 模式识别; 指尖力

中图分类号: TP241.3 **文献标志码:** A

Force estimation in different grasping mode from electromyography

ZHANG Bingke^{1,2}, DUAN Xiaogang^{1,2*}, DENG Hua^{1,2}

(1. State Key Laboratory of High Performance Complex Manufacturing, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: A method to analyze the grasping and pattern force of Electromyography (EMG) simultaneously was proposed, in order to solve the problem that most myoelectric survey focused only on pattern recognition regardless of the combination of grasping pattern and force. First, surface EMG signals were collected through 4 EMG electrodes. Force data was obtained by Force Sensor Resistor (FSR). Then, the Linear Discriminant Analysis (LDA) method was used to realize pattern recognition and Artificial Neural Networks (ANN) was applied to estimate force. 4 types of EMG-force relationship were built in 4 different grasping modes. Once the grasping pattern identified, the program called the corresponding force model to estimate force value and achieved the combination force decoding and pattern recognition. The experimental results illustrate that when pattern and force are analyzed simultaneously, the average classification accuracy is about 77.8%; meanwhile the force prediction accuracy rate is about 90%. The proposed method can be applied to myoelectric control of the prosthetic hand, not only the user's intension of grasping mode can be decoded, but also the desired force can also be estimated. The stable grasping can be assisted by this approach.

Key words: Electromyography (EMG); prosthetic hand; Artificial Neural Network (ANN); pattern recognition; fingertip force

0 引言

肌电信号 (Electromyography, EMG) 是肌肉在收缩过程中运动单元动作电位叠加的结果^[1]。由于利用表面肌电极采集肌电信号具有无创、方便的特点, 因此, 当前大多数假肢手利用表面肌电信号控制。肌电假手可以使上肢残疾者自主控制假肢手的抓取模式和抓握力大小。为了实现肌电信号对假肢手的控制, 将采集到的肌电信号进行特征提取并建立特征值与控制命令之间的关系, 使得残疾人可以通过表面肌电信号实现假肢手的操作。许多商业假肢手利用表面肌电信号实现单自由度假肢手的开-合动作, 如 Otto Bock 的 Sensor Hand, 可以通过肌电信号的幅值调节假肢手闭合或张开的速度^[2]。

为了实现假肢手的稳定抓取, 肌电信号要分别对抓握模

式和抓取力解码, 即在抓取过程中, 假肢手不仅能正确识别肌电信号所对应的抓取模式, 还要准确估计抓取力的大小。如抓取一个鸡蛋, 过大的力可能会使鸡蛋被捏破, 过小的力可能无法稳定抓取而跌落摔坏, 因此, 一个大小合适的力是实现稳定抓取的重要一环。当前的研究中, 大多集中于对手指抓取模式的判别^[3-4], 对假肢手在抓取过程中的力大小的研究较少。

为了建立表面肌电信号和抓取力关系, 通常有以下两种方法: 基于模型的方法和机器学习的方法。前者通过建立肌电信号、肌肉模型和肌肉输出力之间的关系得到最后的抓握力^[5]; 后者以肌电信号作为输入, 力信号作为输出建立非线性关系。常用的方法有支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[6]、人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)^[7] 和多元非线性回归^[8] 等。在这些研究中, 大多数研究采用测力

收稿日期: 2015-01-26; 修回日期: 2015-03-31。 基金项目: 国家 973 计划项目 (2011CB013302)。

作者简介: 张冰珂 (1991-), 女, 湖南岳阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 生物机电一体化、智能控制; 段小刚 (1972-), 男, 湖南湘潭人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 智能控制、机器人动力学; 邓华 (1961-), 男, 湖南岳阳人, 教授, 博士, 主要研究方向: 机器人、机电液智能控制。

计测量力的大小。测力计只能测得抓握模式下的手指力的大小,单一模式下的力估计在多模式抓取时精度降低。文献[6]利用力传感器在二指捏、三指捏和四指捏这3种捏取模式进行力估计,提出了多模式下的抓握力估计。本文通过表面电极和力敏电阻(FSR)获取4种不同抓取模式下的肌电和力信号,分别建立肌电-力关系,对抓握模式判别后,调用对应模式下的肌电-力模型估计力大小,有效地提高了通过肌电信号对抓握力估计的精度。

1 肌电信号控制假肢手工作原理

肌电信号控制假肢手的原理如图1所示。从表面电极获得的肌电信号经过数据处理后,得到抓握模式和抓取力大小,并将这两种信号传递到假肢手控制器中,实现假肢手的控制。

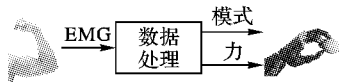


图1 基于肌电控制的假肢手的原理

本文将基于肌电信号的模式识别和力估计综合考虑,应用线性判别分析方法进行模式识别,并用神经网络对4种抓握模式下的EMG-力关系建模,实现模式和力的同步解码。基于肌电信号的假肢手控制过程主要分为数据预处理、模式识别和力估计3个步骤,如图2所示。

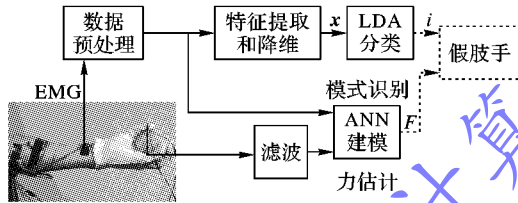


图2 肌电假肢手控制过程

2 肌电信号控制假肢手的方法

2.1 数据预处理

数据预处理包括两个部分:去噪和数据分割。肌电信号在采集过程中受到各种噪声的干扰,在分析之前,应首先对数据进行去噪处理。本文应用小波去除肌电信号和力信号中的高频噪声。肌电信号频率主要分布在50~150 Hz,小波分解时代表有效信号的小波低频系数通常随着分解级数的增加而增大,通常为噪声的高频信号的高频系数随着分解级数的增加而减小,因此小波分析可以有效地去除肌电信号中的噪声。本文选用DB3小波对信号进行5层分解,设置阈值为硬阈值,阈值大小为默认阈值。原始信号和去噪后信号曲线如图3所示。

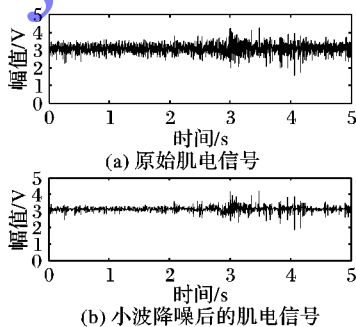


图3 原始信号和小波去噪后信号曲线

此外,本文采用陷波器消除肌电信号在采集过程中受到

的50 Hz的工频干扰。为了便于在时域内分析肌电信号,本文采取滑动窗口方式进行数据分割,窗口长度为256 ms,滑动增量为64 ms。在采样频率为1 000 Hz时,窗口数据为256个,增量为64个,如图4所示。

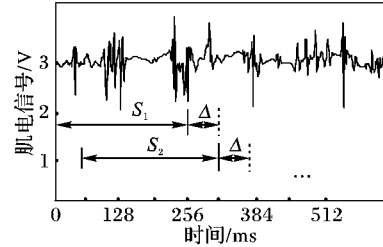


图4 数据分割

2.2 模式识别

实验中采用自回归(Auto-Regressive, AR)系数和斜率符号变化数(Slope Sign Change, SSC)作为肌电信号的特征值。AR模型表示线性自回归的EMG模型,在短时间窗内将肌电信号看作平稳信号,提取模型的系数和残差作为特征值,本文采用4阶AR模型系数。SSC表示在一个时间窗内肌电信号斜率的变化次数。二者组合成为特征矩阵^[9]。由于采集通道较多并且特征值维数较高,特征值之间存在冗余和相关性,对模式判别产生影响,因此要对特征值进行降维处理。本文采用主元分析法(Principal Component Analysis, PCA)对特征值进行降维,保留4个最重要的成分,使得特征值维数降低^[10]。大多数研究表明,由于LDA法不需要额外的参数调节且具有良好的识别精度和鲁棒性,因此被广泛应用于模式识别。本文选用LDA作为分类器。LDA分类器的基本思想是将样本归于具有最大判别函数值的一类^[11]。对于 k 类,则需定义 k 个判别函数:

$$g_i(\mathbf{x}) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{x} \quad (1)$$

其中: k 表示类别总数, \mathbf{x} 表示降维后的特征值矩阵, \mathbf{w}_i 为投影矩阵。 \mathbf{w}_i 将数据投影到一个新的坐标使得特征集在类别 i 上具有最小类内间距(S_{r_i})和最大类间间距(S_b)。 S_{r_i} 和 S_b 的表达式如下:

$$S_{r_i} = \sum_{j=1}^{n_i} (\mathbf{x}(i, j) - \mathbf{u}_i)(\mathbf{x}(i, j) - \mathbf{u}_i)^T \quad (2)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^k n_i (\mathbf{u} - \mathbf{u}_i)(\mathbf{u} - \mathbf{u}_i)^T \quad (3)$$

其中 n_i 为类别 i 的样本总数, \mathbf{u}_i 表示类别 i 的平均值,定义如下:

$$\mathbf{u}_i = \left(\sum_{j=1}^{n_i} \mathbf{x}_j \right) / n_i \quad (4)$$

\mathbf{u} 表示所有类别下的平均值:

$$\mathbf{u} = \left(\sum_{i=1}^k \mathbf{u}_i \right) / k \quad (5)$$

使 $J_F(\mathbf{w}_i)$ 达到最大值的 \mathbf{w}_i 即为最优矩阵 \mathbf{w}_i , $J_F(\mathbf{w}_i)$ 表达式如下:

$$J_F(\mathbf{w}_i) = \frac{\mathbf{w}_i^T S_b \mathbf{w}_i}{\mathbf{w}_i^T S_{r_i} \mathbf{w}_i} \quad (6)$$

2.3 力估计

反向传播的神经网络(Back Propagation Neural Network,

BPNN)是目前应用中最为广泛的神经网络。研究表明,三层BP神经网络可以逼近任何非线性映射^[12],因此,本文采用BP神经网络建立肌电信号与力之间的关系。建立的BP神经网络结构如图5所示。

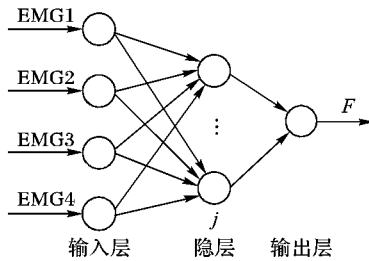


图5 BP神经网络结构

该神经网络具有一个输入层、一个隐层和一个输出层。输入层有4个神经元,隐层有12个神经元,输出层为1个神经元。滤波后的四通道EMG信号作为4个输入信号,力信号作为输出信号。训练算法采用的是Levenberg-Marquardt算法。隐层神经元的输入为所有输入的加权之和,隐层神经元的输出采用Tangent Sigmoid函数:

$$\tan \operatorname{sig}(y_j) = \frac{e^{y_j} - e^{-y_j}}{e^{y_j} + e^{-y_j}} \quad (7)$$

其中 y_j 表示隐层第 j 个神经元的输入。设定期望误差时,设定值过大,训练网络的误差较大;设定值过小,易引起神经网络的过拟合,因此,比较不同期望误差下训练的结果和训练时间,将期望误差最终设定为0.01。确定学习速率的取值时,学习速率过大,系统可能产生震荡,学习速率过小,则训练时间过长。为了保证训练系统的稳定性,在本文中学习速率的大小为0.05。

3 实验

3.1 信号采集

由于手部不同的动作对应的肌肉不同,因此需要在不同位置放置电极。电极位置的选择见文献^[13]。由于拇指在抓握过程中起较大作用,因此,在考虑抓取力时,应采集反映拇指活动状态的肌肉活动。被选择的4块肌肉分别为:拇长屈肌、掌长肌、尺侧腕屈肌及指伸肌。电极安置位置如图6所示。

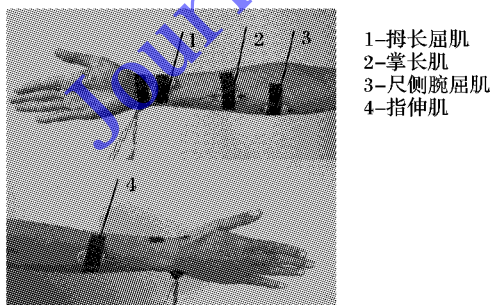


图6 电极安置位置

实验通过将FSR固定在手套的指尖采集力信号,如图7所示。实验时,被试者戴上手套动作,既不影响手的动作又可以完整采集各个抓握模式下的力信号。实验数据通过NI USB-6211采集。所有的采集程序均在LABVIEW环境下运行,采样频率为1000 Hz。

为了便于测量并考虑抓握模式在日常生活中使用的频率,本文选取5种抓握模式进行分析,如图8所示。

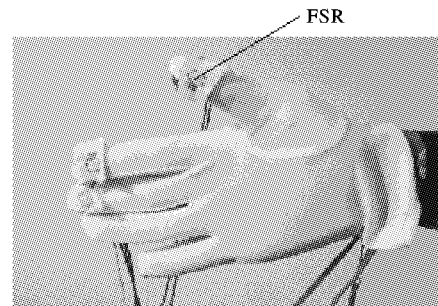


图7 FSR固定于手套指尖

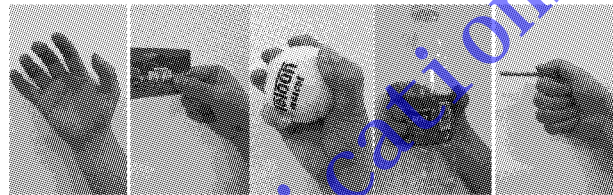


图8 5种抓取模式

3.2 实验过程

实验选取5个健康男性,22~27岁,没有神经或骨骼肌肉病史。在实验开始之前,应测试硬件的可靠性,并指导被试者熟悉抓取动作,并用酒精擦拭被试者皮肤表面,减少角质的干扰。在戴上FSR的手套后,被试者在不同的抓握模式下,逐渐改变抓握力的大小,每个抓握模式持续15 s,所有模式下采集10组数据。当一组抓握模式-力信号采集完后,被试者休息5 min以防肌肉疲劳。在另一实验中,被试者每个抓握模式持续7 s,在数据采集的过程中,不额外施加抓握力,采得10组肌电信号用于模式识别。

3.3 结果及讨论

模式识别的结果如下:当抓握力保持不变时,模式识别的平均精度为 $91.86\% \pm 3.97\%$;当抓握力改变时,平均识别率降低至 $77.85\% \pm 7.15\%$ 。结果表明,不同肌肉收缩水平影响肌电信号模式识别精度。因为肌肉收缩水平的变化导致肌电信号的非平稳性,对肌电信号的特征产生干扰。此外,多次实验可能导致一定程度的肌肉疲劳,降低了识别精度。

力估计性能可以通过两个指标来评估:均方差(Mean Square Error, MSE)和平方相关系数(Squared Correlation Coefficient, SCC)。

1)在没有对抓握模式分类时,采用包含所有抓握模式的数据作为训练集,随机抓握模式下的数据作为测试集进行建模。真实值与估计值的MSE为 0.8945 ± 0.4714 ,SCC为 $82.44\% \pm 7.43\%$ 。

2)分析抓握模式时,对每个抓握模式分别建立模型,训练集和测试集采用同种抓握模式下的数据。表1给出了不同模式下实测值和估计值之间的MSE和SCC。圆柱抓取、球形抓取、二指捏取和侧边捏取下实测值和估计值的曲线分别在图9(a)、(b)、(c)、(d)所示。

4 结语

本文基于肌电信号完成了模式和力的同步解码。抓握力

保持不变时,应用 LDA 法进行模式识别平均精度可达 90% 以上。在抓握力改变时,模式识别精度下降。力估计实验结果表明,采用 ANN 法对不同模式下的肌电信号-力关系建模,准确率大于 90%,相比随机模式下的力估计准确性提高。同步解码时,模式识别精度约为 78% 而力估计正确率达 90% 以上。由于手臂位置的改变,不同受试者以及肌肉疲劳等因素会导致实验精度的下降,因此提高实验方法的鲁棒性是本文日后研究的重点。

表 1 不同抓握模式下的力估计性能

抓握模式	MSE(均值±方差)	SCC(均值±方差)
随机	0.8945±0.4714	82.44%±7.43%
圆柱抓取	0.0922±0.0268	94.17%±0.04%
球形抓取	0.2058±0.0324	92.76%±0.71%
二指捏取	0.1325±0.0398	91.98%±0.94%
侧边捏取	0.4475±0.0777	89.72%±0.21%

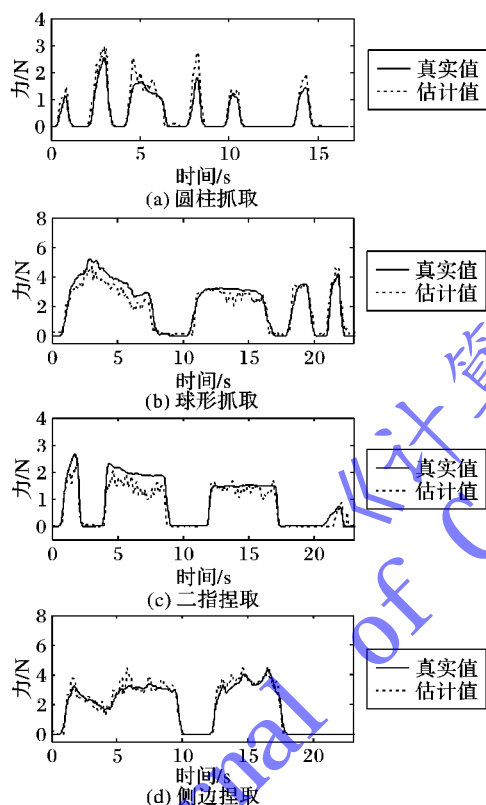


图 9 不同抓握模式下实测值和估计值曲线

参考文献:

- [1] QU F. Athletes surface EMG and fractal [M]. Beijing: Beijing Sports University Press, 2008: 1-3. (曲峰. 运动员表面肌电信号与分形[M]. 北京: 北京体育大学出版社, 2008: 1-3.)
- [2] Otto bock. Otto bock sensor hand speed [EB/OL]. [2014-12-26]. http://www.ottobock.com/cps/rde/xchg/ob_com_en/hs_xsl/54026.html.
- [3] CHEN Y. The study of anthropomorphic prosthetic hand control based on electromyography (EMG) [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2014. (陈雨龙. 基于肌电信号的仿人型假手控制[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.)
- [4] XING K, YANG P, HUANG J, et al. A real-time EMG pattern recognition method for virtual myoelectric hand control [J]. Neurocomputing, 2014, 136: 345-355.
- [5] ERDEMIR A, McLEAN S, HERZOG W, et al. Model-based estimation of muscle forces exerted during movements [J]. Clinical Biomechanics, 2007, 22(2): 131-154.
- [6] YANG D, ZHAO J, JIANG L, et al. Force regression from EMG signals under different grasping patterns. [J] Journal of Harbin Institute of Technology, 2012, 44(1): 83-87. (杨大鹏, 赵京东, 姜力, 等. 多抓取模式下人手握力的肌电回归方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(1): 83-87.)
- [7] SIDEK S N, MOHIDEEN A J H. Mapping of EMG signal to hand grip force at varying wrist angles [C]// IECBES 2012: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Biomedical Engineering and Sciences. Piscataway: IEEE, 2012: 648-653.
- [8] DUQUE J, MASSET D, MALCHAIRE J. Evaluation of handgrip force from EMG measurements [J]. Applied Ergonomics, 1995, 26(1): 61-66.
- [9] PHINYOMARK A, PHUKPATTARNONT P, LIMSAKUL C. Feature reduction and selection for EMG signal classification [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(8): 7420-7431.
- [10] ZHANG D, XIONG A, ZHAO X, et al. PCA and LDA for EMG-based control of bionic mechanical hand [C]// ICIA 2012: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Information and Automation. Piscataway: IEEE, 2012: 960-965.
- [11] BIAN Z, ZHANG X. Pattern recognition [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 83-90. (边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2000: 83-90.)
- [12] LIU J, SHEN X, ZHAO L, et al. System identification theory and MATLAB simulation [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 103-128. (刘金琨, 沈晓蓉, 赵龙, 等. 系统辨识理论及 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013: 103-128.)
- [13] CHU J, MOON I, LEE Y, 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.
- [14] CAO L, ZHANG J, WANG X, et al. Cognitive radar estimation waveform design based on minimum mean-square error [J]. Journal of Detection & Control, 2013, 35(4): 63-67. (曹磊, 张剑云, 王小平, 等. 基于最小均方误差的认知雷达估计波形设计方法[J]. 探测与控制学报, 2013, 35(4): 63-67.)
- [15] LIN J, WANG H. GLRT detection of rang-spread targets in reverberation [J]. Computer Simulation, 2013, 30(7): 179-182. (林静, 王惠刚. 混响背景下的距离扩展目标的 GLRT 检测[J]. 计算机仿真, 2013, 30(7): 179-182.)
- [16] SKOLNIK M I. Radar handbook [M]. 2nd ed. New York: McGraw-Hill, 1990: 427-432.
- [17] LESHEM A, NAPARSTEK O, NEHORAI A. Information theoretic adaptive radar waveform design for multiple extended targets [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(1): 42-55.
- [18] JACKSON L, KAY S, VANKAYALAPATI N. Iterative method for nonlinear FM synthesis of radar signals [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 910-917.

(上接第 2108 页)