拉力肌电信号的特征提取

李思奇，杨洁

（北华航天工业学院电子与控制工程学院，河北 廊坊 065000）

摘 要：肌电信号具有随时间不断变化的特点，能实时的反应肌肉骨骼肌的状态，因此被广泛地应用在康复医疗、人体假肢、临床诊断中。本文采用肌电臂环配合测力计，建立肌电信号与手指拉力姿态的特征对应关系。首先，依据正态分布概率法初步清洗混入初始数据中的 50Hz 工频干扰、肌肉疲劳或痉挛产生等不确定性的特殊干扰信号。然后，辨识肌电信号中含有的手势状态和拉力大小，推导肌电-拉力估值融合函数。实验结果表明，基于特征值配合曲线拟合的识别估值方法，能准确识别手指状态，估算手臂拉力值。

关键词：肌电信号；拉力；数据融合；辨识

基金项目：河北省教育厅科学研究项目“具备感知行为的机器人诊疗康复交互演化机理研究”（QN2024181）；北华航天工业学院创新资助项目“无人驾驶自行车的自主平衡控制与循迹技术研究”(YKY-2025-13)

DOI：https://doi.org/10.68249/jstnei.2026.0021

1 引 言

生物运动是神经系统、肌肉系统、和骨骼系统协同工作的结果，其中神经系统主要负责信号传递，而肌肉系统和骨骼系统对于生物的运动起主要支配作用[1]。肌电信号是骨骼肌产生的电活动信号，表面肌电（Surface electromyogram，sEMG）是众多生物电信号中，最容易获取的一种电生理信号，其信号数据包含施力大小、关节角度、和速度等肢体信息[2]。主要有两种获取方式：（1）通过针电极插入肌肉检测肌电图，其优点是干扰小，定位准确，容易识别，但由于其创伤性检测方法，会限制它的应用场合；（2）通过在人体皮肤表面粘贴肌电贴片，记录肌肉在活动时产生的生物电信号，其属于无创检测。sEMG 方法操作简单，因此被广泛应用于基础医学研究、康复医疗工程、人体假肢、临床诊断中，以提高医疗康复设备以及检测装置的安全性和舒适性。

为解决采集装置的局限性，文[3]设计多通道表面肌电无线采集系统。文[4]设立了一套便携式的三自由度上肢外骨骼机械臂及其控制系统。文[5]在肌电模糊熵为特征向量的基础上进行的加权核 FDA 摔倒识别。文[6]根据不同运动模式的拓扑结构关系构建并分析了下肢肌肉功能网格，剖析肌肉协同的工作机制。文[7]通过对于非理想条件下进行的表面肌电意图识别进行分析，对会产生的干扰因素提供解决方案。罗志增等[8]通过触觉和肌电信号融合，采用模糊控制识别假手的抓取稳定和动作模式。文[9]应用向量积分类，结合关节角度的加速度和肌电信号，提出二自由度假肢的控制方法。文[10]提出自更新混合分类器识别肌电信号。文[11]提出了一种通过电刺激诱惑肌肉发力的反馈方法对假肢手进行恒定力量的控制。文[12]设计了一款针对于前臂多腱肌的 14 通道表面肌电检测电极设备。文[13]提出通过融合表面肌电信号与加速度信息的手势识别方法解决人为提取特征值过于局限的问题。

在肌电信号采集识别过程中，不同的手势状态，会产生不同的肌电信号。因此，寻找一种能快速、有效地辨识肌电信号特征值，推导不同手势对应特征值的计算方法，是肌电信号实用化的关键。本文依据肌电信号特征值匹配曲线拟合的方法，识别不同手势的肌张力信号，预估不同手势的识别以及拉力大小的估值。

文章的结构如下：第二节建立拉力采集模型；第三节提出了初始数据筛选方法，提出手势状态的辨识方法并推导拉力识别的提取方法；第四节实验验证肌电信号特征值的准确性；最后总结全文。

2 拉力的肌电采集系统

图 1 是拉力肌电信号的采集模型示意图，其中肌电采集环表示实验用于采集手臂在不同拉力情况下表面肌电信号的 8 通道肌电采集臂环。模型忽略了设备向电脑反馈的时间误差，以及拉力计在使用过程中产生的摩擦力。

作者简介：李思奇(1984—)，女，博士，讲师，研究方向为机器人人机交互；
杨 洁(2001—)，女，硕士研究生，研究方向为控制工程；
通讯作者：李思奇，邮箱：lisiqi@nciae.edu.cn

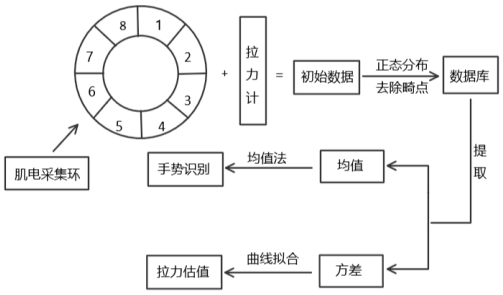


图 1 拉力采集模型

实验者通过佩戴肌电臂环测量自己在不同拉力情况下，肌电信号的变化过程，记录相应的拉力值，采集肌电信号初始数据组。通过正态分布的规律去除畸形数据点，建立肌电信号与拉力值对应的数据库。然后对数据库中的数据进行处理，提取出手势状态和拉力肌电的特征值。最后求取肌电信号的绝对平均值和方差，进行加权归一化，辨别手势状态，估测拉力值。

3 数据分析

时域分析、频域分析和小波变换是几种常用的数据处理方法，这些方法对应提取的特征值各具特色。本文使用时域的均值和方差分析肌电信号。均值方是信号平均值的平方，代表了信号的静态分量，反应数据的能量聚集程度；方差是每个样本值与全体样本平均值的离差平方和的平均数，代表了信号能量的动态分量，反应数据间的离散程度。

3.1 正态分布法除畸点

在进行肌电信号收集的过程中，会受到自于噪声、周围电子设备的干扰以及肌肉在发力过程中可能会出现的痉挛疲劳等不可控的因素影响，产生畸形的数据。因此有效数据的提取非常重要。

数据处理最常见的方法就是滤波。例如：带通滤波器主要应用于有效信息所处频率范围大体一致的情况下，其中应用较多的是巴特沃斯滤带通波器；50Hz 陷波器用于过滤日常生活中的工频干扰。

本文采用正态分布法处理原始数据。正态分布（Normal distribution）又名高斯分布（Gaussian distribution），是一个极其常见的连续概率分布。正态分布是统计方法的基础理论。检验、方差分析、相关和回归分析等多种统计方法均要求分析的指标数服从正态分布。肌电数据同样符合此规律，因此对数据是否处于正常分布进行检测，该分布规律为统计和推断奇异数据，提供了优异的便捷。

正态分布依赖于数据集的两个特征：样本的均值和方差。提取肌电信号的均值和方差，对数据进行正态分布统计，算出数据的平均值和标准差，计算数据的置信区间，依据置信区间范围筛除畸形点。

正态分布的公式为：

$$n \sim N(\mu,\sigma) \tag{1}$$

其中，n 为正态分布，μ为其均值，σ为标准差。

筛选条件公式为：

$$\left|xsr - ave\right| > 3\delta \tag{2}$$

其中，xsr 为原始数据，ave 为相应数据的均值，δ为对应数据正态分布的标准差。

置信区间适用于大样本情况，使用置信区间对原始肌电数据样本区间估计，设置置信度为 99.73%。数据筛选条件需符合 3δ准则。图 2 是大拇指的拉力值为 40N 时的初始数据，从图中看到八个通道的波形并不相同，峰值不同，分布范围也不相同每一个通道的置信度也不一样。

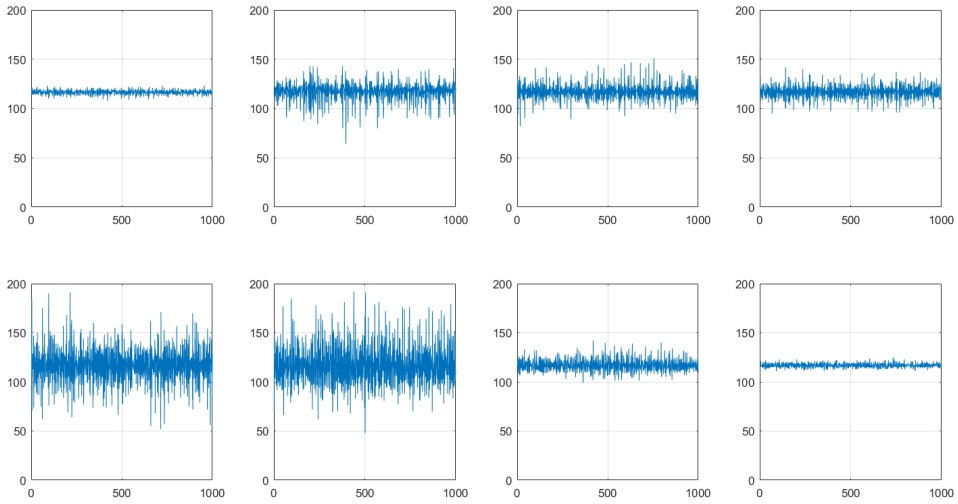


图 2 大拇指在拉力为 40N 时的原始数据图像

3.2 均值法分析手势状态

将原始肌电数据清理后，提取绝对平均值，将 8 个通道的特征值融合，建立手势状态参考矩阵。通过对参考矩阵与实际肌电矩阵比对，完成具体手势的判断。对比 6 种手势状态，找出 3-4 个通道作为待计算参考矩阵。采用窗口滑动程序生成参考矩阵，作为特征值提取的辅助程序，以避免数据组的重复计算。

求取绝对平均值矩阵：
$$Meandata(i,j)=\begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ij} \end{pmatrix}=\frac{\left(\sum_{i,j=1}^{n,m}\left(\left|X\left(i:i+length_t,:\right)\right|\right)\right)}{length_t} \tag{3}$$

其中，Meandata 表示参考矩阵，i 取 1~8；$j=\dfrac{size(x)}{length_t}$

x 表示初次过滤后的初始数据，length_t 表示滑窗窗口大小。

按照通道进行数值合并的参考矩阵：

$$mavih(i)\frac{\sum_{i=1}^{8}meandata(:,i)}{j} \tag{4}$$

根据数据通道的明显差异度，不同手势选出 3 或 4 组数据通道进行合并，计算手势判断的标准值。待测数据矩阵通过比对式(3)和式(4)的标准差，即可判断手势状态。

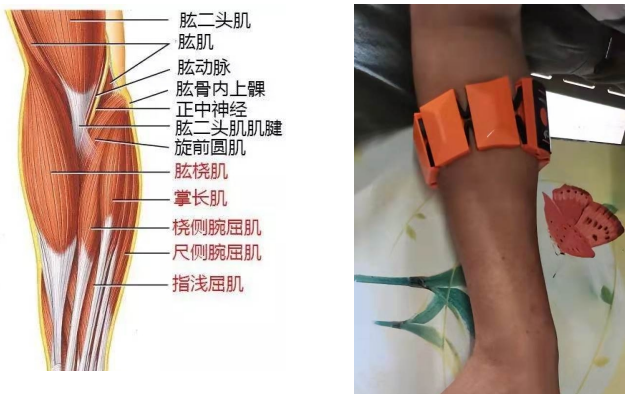
人体个部位的骨骼和肌肉都是相互关联，相互影响的，因此初始方法采用统一的同通道分析法，会产生较大的误差。不同手势不同拉力值的测试，相应的肌张力状态存在差异，需对识别方法进行修订。采用 8 组通道 mavih 矩阵和与待测数据的差值方法，提高肌电信号信号的手势状态辨识度。公式如下：

$$\begin{cases} sumi(i)=\sum_{a=1}^{8}mavih(a,i) \\ suv(i)=\left|sumisr-sumi(i)\right| \end{cases} \tag{5}$$

其中，sumi 矩阵为式(4)结果的八个通道的数据之和，a 为通道的个数，sumisr 为式(3)(4)(5)计算待测数据矩阵同理所得的八个通道数据之和。

3.3 根据三次多项式提取拉力值

数据融合已应用于多种领域，相对于单通道传感器，将多通道传感器的数据和信息进行融合，能更准确地判断信号的特征。对比佩戴肌电臂环的前臂位置与肌肉分布，如图 3 所示，通道 1 对应的是桡侧腕屈肌，通道 2 对应的是掌长肌，通道 3 对应的是尺侧腕屈肌，通道 4 对应的是尺侧腕伸肌，通道 5 对应的是尺侧腕伸肌与指伸肌，通道 6 对应的是指伸肌，通道 7 对应的是桡侧腕短伸肌，通道 8 对应的是肱桡肌。



(a) 小臂肌肉解剖图　　(b) 手臂环佩戴位置

图 3 臂环采集肌肉对比图

由此可见，臂环的单通道涉及两个以上的肌肉组织，辨识拉力值时，肌电数据融合的公式为：

$$sdfcih = \left| \sum_{i=1}^{n} \left(sdfc(i) \right) \right| \div 99 \qquad (6)$$

其中 sdfc(i)表示计算的各通道方差，应用窗口滑动程序，避免数据重复使用。

肌电信号具有很强的非线性，根据融合后的数据拟合拉力值大小曲线，公式为：

$$y = p_1 * x^3 + p_2 * x^2 + p_3 * x + p_4 \qquad (7)$$

其中 y 表示拉力值，x 表示不同拉力值情况下的 sdfcih(i)，p 表示多项式系数。

4 实验验证

4.1 实验环境

本文以右手手心向下为例，在实验者右手小臂的固定位置佩戴肌电臂环，应用不同的手指暨单独使用大拇指、食指、中指、无名指、小拇指和握拳六种状态。以不同手势不同力，拉动测力弹簧计，图 4 是男性 21 岁右手手心向下，握拳拉 40N 时的实验过程。

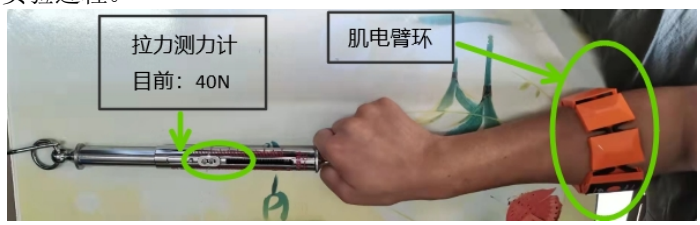


图 4 实验过程

4.2 初始数据处理

初始数据的统计基本呈现正态分布。图 5 是大拇指在拉力值为 40N 状态下八通道数据，例如左 1 位置，在 118N 出现峰值，以该轴横向对称，两翼呈衰减分布，整个数据呈现不同参数的正态分布曲线。

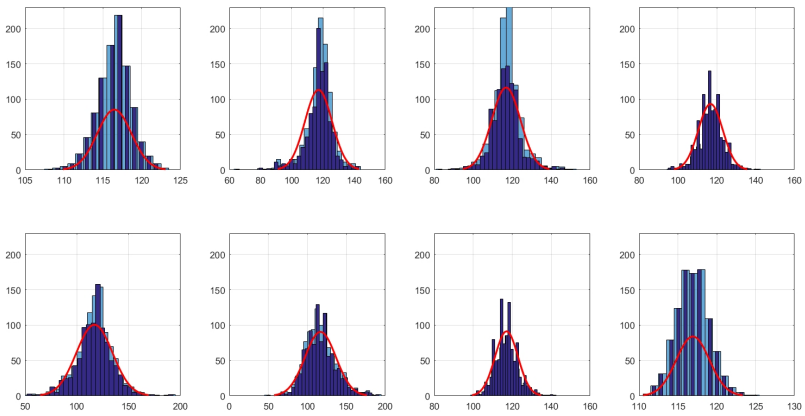


图 5 大拇指在拉力为 40N 时数据的正态分布

4.3 手势特征提取

普通均值法的误差较大，从表 1 中可以看出，优化后的均值法能显著提高六种手势判断的准确度，中指拉力接触状态的正确辨别率提升最明显。

表 1 手势状态判断误差表

拉力的手势	普通均值法	优化均值法
握拳	66.7%	16.7%
大拇指	87.7%	33.4%
食指	33.3%	4.2%
中指	87.7%	16.7%
无名指	66.7%	10.3%
小拇指	50.0%	8.4%

4.4 拉力值辨识

选取置信区间为 99.73%的握拳状态下，8 个通道肌电数据进行融合，计算拟合曲线。图 6 中圆圈所圈出的是实际与拟合的误差区域，红线表示拟合曲线，黑色虚线表示融合后的数据实际连线。

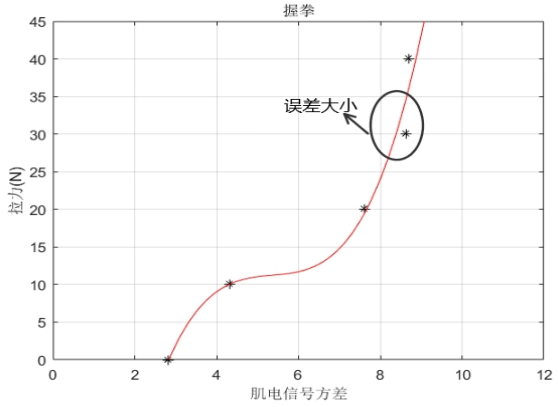


图 6 拟合对比图

图 7 分别为手势的六个状态通过数据融合后的实际数据曲线，总体趋势相同，且数值均在黄色的方差范围内。

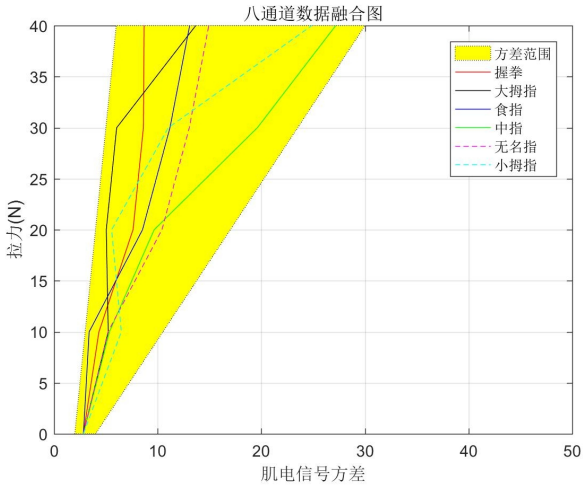


图 7 八通道数据融合汇总图

六状态归一化公式：

$$Y = chq * X_1 + chd * X_2 + chs * X_3 + chz * X_4 + chw * X_5 + chx * X_6 \quad (8)$$

其中，*chq*，*chd*，*chs*，*chz*，*chw* 和 *chx* 为归一融合系数，握拳是小臂全肌肉出力，占比最大，大拇指也是最有力量的手指之一，固融合系数为：0.3，0.2，0.1，0.1，0.1，0.1。

考虑到六个手势状态互相联系，对其进行归一数据融合。从图 8 可以看到融合后的肌电方差值与拉力大小成线性关系。

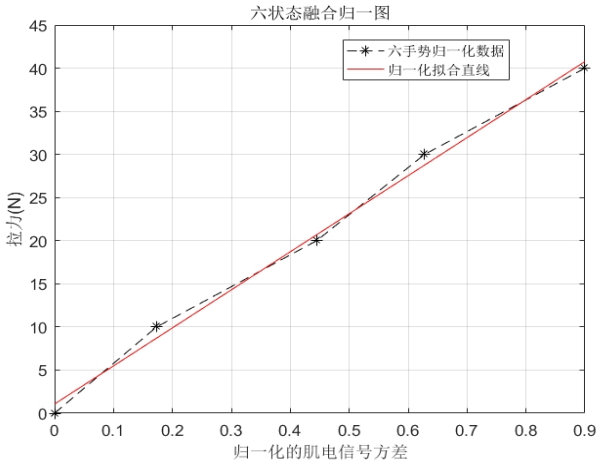


图 8 六状态融合归一图

5 结论

本文解决了拉力肌电信号的手势状态识别和拉力值辨识问题。通过选择合适的正态分布置信区间进行初始数据处理，然后根据数据的均值判断手势的识别，接着采用多项式拟合肌电信号方差值-拉力曲线。实验结果表明，该方法能有效估测手臂的状态和拉力情况。在人机交互过程中，为端口接触力不易采集时，提供了有效的力估计方法。后续工作将继续完善不同手势的识别，提高识别的正确率以及拉力大小的拟合估值。

参考文献

[1] Bernardo N and Dino A, Exoskeletal devices for hand assistance and rehabilitation: a comprehensive analysis of state-of-the-art technologies. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, pp.1-14, 2021

[2] Anwar T, Jumaily A A. EMG signal based knee joint torque estimation[C]. 2016 International Conference on Systems in Medicine and Biology. Kharagpur, India: IEEE, 2016: 182-185.

[3] 王星,张莹,赵德春,等. 多通道表面肌电无线采集系统设计及实验研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2460-2465.

[4] 张磊,王文东,史仪凯,等. 肌电信号的离散运动预测研究[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(3): 509-514.

[5] 席旭刚,左静,罗志增. 肌电模糊熵特征的加权核 FDA 跌倒识别[J]. 电子学报, 2016, 44(6): 1376-1382.

[6] 陈玲玲,李珊珊,刘作军,等. 基于表面肌电的下肢肌肉功能网络构建及其应用研究[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 407-417.

[7] 李自由,赵新刚,张弼,等. 基于表面肌电的意图识别方法在非理想条件下的研究进展[J]. 自动化学报, 2021, 47(5): 955-969.

[8] 罗志增,杨广映. 基于触觉和肌电信号的假手模糊控制方法研究[J]. 机器人, 2006, 28(2): 224-228.

[9] 孙文涛,佘浩田,李鑫,等. 基于上臂关节角度和肌电信号的二自由度假肢控制方法[J]. 自动化学报, 2018, 44(4): 667-675.

[10] 丁其川,赵新刚,李自由,等. 基于自更新混合分类模型的肌电运动识别方法[J]. 自动化学报, 2019, 45(8): 1464-1474.

[11] 郭宇峰,侯文生,吴小鹰,等. 假肢手恒定力量输出的诱发肌电反馈控制研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 904-911.

[12] 杨丹丹,侯文生,吴晓鹰,等. 前臂多腱肌的多通道表面肌电检测电极阵列装置的设计[J]. 纳米技术与精密工程, 2012, 10(2): 95-102.

[13] 孔冬荣,朱杰.基于表面肌电和加速度信息融合的手势识别[J]. 电子测量技术, 2019, 42(5): 85-89.

Characteristic extraction of tensile EMG signals

Siqi Li Jie Yang

School of Electronics and Control Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang, China

Abstract: Electromyogram (EMG) has the characteristics of constant change over time, and reflect the state of muscle and skeletal muscle in real time,therefore, it is widely used in rehabilitation medicine, human prosthesis, and clinical diagnosis. In this paper, the characteristic correspondence between EMG signal and finger tension posture is established by using EMG arm ring and tension force meter. Firstly, according to the normal distribution probability method, the special interference signal mixed with the initial data, such as 50Hz power frequency interference, muscle fatigue or spasm, were preliminarily cleaned. Then the gesture state and pull size contained in the EMG were identified and the EMG-tensile valuation fusion function was derived. The experimental results show that the identification and valuation method based on the eigenvalue matching curve fitting can accurately identify the finger tension and estimate the arm tensile value.

Keywords: electromyographic signa; traction; data fusion; identify