

# 基于肌电信号和动力学分析的动作识别

王长风, 黄品高

桂林电子科技大学, 广西 桂林 541000

**摘 要 :** 文章研究目的在于对肌电信号、动力学分析技术应用下的动作识别策略进行探讨。研究阶段采用实验法, 使用布置在测试者左腿、右腿股外侧肌等部位的肌电传感器, 在获取8名男性测试者肌电信号后, 通过处理获取 MAV 特征和 SSC 特征, 并基于 MAV 与 SSC 生成归一化肌电特征图。另外通过动捕系统采集测试者运动数据, 使用 Opensim 软件进行仿真模拟得到加速度数据。最终, 本文基于研究成果, 得出融合加速度、MAV、SSC 特征, 可获取较高的动作特征分类识别准确率的结论。本文创新性在于应用了 MAV、SSC 特征的融合, 并以支持向量机算法结合归一化肌电特征图进行分析, 可获取更为直观的数据支持。

**关 键 词 :** 肌电信号; 动力学分析; MAV; SSC; 特征分类

## Action Recognition based on Electromyographic Signals and Dynamic Analysis

Wang Changfeng, Huang Pingao

Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541000

**Abstract :** The purpose of this study is to investigate the motion recognition strategies based on the application of electromyography (EMG) and kinematics analysis techniques. The experimental method was employed, with EMG sensors placed on the vastus lateralis muscles of the left and right legs of eight male participants. After acquiring the EMG signals, MAV (Mean Absolute Value) and SSC (Slope Sign Change) features were extracted, and a normalized EMG feature map was generated based on these features. Additionally, motion data were captured using a motion capture system, and acceleration data were obtained through simulation using OpenSim software. Ultimately, the study concludes that the integration of acceleration, MAV, and SSC features can achieve high accuracy in motion feature classification and recognition. The innovation of this study lies in the fusion of MAV and SSC features, combined with the application of the Support Vector Machine (SVM) algorithm to analyze the normalized EMG feature map, providing more intuitive data support.

**Keywords :** electromyographic signal; dynamic analysis; MAV; SSC; feature classification

## 引言

在动作识别领域, 目前针对人体动作的识别技术, 始终缺少有效的实验流程, 且以往采取的技术多数集中生物反馈技术、运动控制技术, 不仅无法保证数据的直观性、精细化, 且在检测阶段可能对测试者带来生理上的不适。以肌电信号作为来自肌肉运动的电信号, 是肌肉在运动过程中诸多单元电位在空间、时间维度的叠加, 可以有效反映肌肉功能与神经的状态, 且不会对测试者带来生理不适, 同时可以形成较为顺畅、明确的实验流程。故而, 肌电信号不论是对于临床诊断、康复工程或是运动研究领域, 都有着极为广泛的应用价值, 而本次研究目的, 则是探究如何基于肌电信号结合动力学分析技术, 实现人体的高效动作识别。

## 一、基于肌电信号与动力学分析的动作识别原理探讨

肌电信号与动力学分析, 作为当下动作识别领域的重要技术手段, 其原理涉及对肌肉的电生理活动、人体运动动力学特征的深入分析、综合利用。肌电信号为动作识别的基础, 关键在于提取信号特征, 其中 MVA-平均绝对值与 SSC-斜率符号变化次数为两种常用且有效的特征。MAV 通过计算信号在特定时间窗口

内平均绝对值, 能够达到直接反映肌肉活动的强度的目的, SSC 捕捉了信号在时间序列中的变化趋势, 通过记录信号斜率符号变化次数, 可以识别出肌肉快速收缩、放松的时刻<sup>[1]</sup>。随后, 利用 OpenSim 软件, 可以计算、提取出如关节角度、运动速度、加速度等动力学参数。因此, 通过综合肌电信号特征、动力学数据, 不仅可以有效识别人体动作, 还能从机制层面深入解析动作产生、变化的内在动力<sup>[2]</sup>。

基金资助: 广西壮族自治区区级大学生创新创业计划项目 (S202310595280)

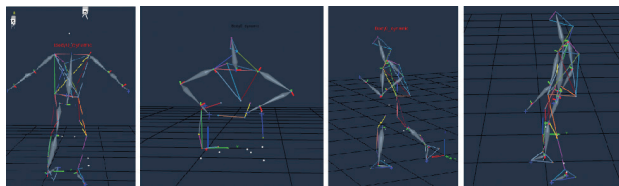
## 二、基于肌电信号与动力学分析的动作识别实验研究

### （一）实验设计

本次实验，招募男性测试者8名，测试者平均身高 $175.0\text{cm} \pm 5\text{cm}$ ，平均体重 $70.0\text{kg} \pm 10\text{kg}$ 。测试前，对测试者进行体检，确保8名测试者无肌肉、骨骼、心肺系统等影响正常运动技能的疾病。测试阶段，安排8名测试者进行走、跑、跳、蹲四项动作，将双通道肌电传感器布置在测试者左腿、右腿股外侧肌、股内侧肌以及胫骨前肌、腓骨长肌。这一过程，以海伦海耶斯模型29点人体贴点标准选择测试者主要关节、肌肉部位粘贴标记点，同时在实验场地布置12台高速摄影机，采集测试者身上29个标记点的运动轨迹。图1为实验设置和场地，图2为基于动捕系统的测试者运动显示图：



> 图1 实验设置及场地



> 图2 基于动捕系统的测试者运动显示图

### （二）数据采集与预处理

本次实验使用2000Hz采样频率进行肌电信号采样。设置这一高频采样率旨在有效、快速捕捉肌肉电活动期间的细微变化，并为后续的数据分析提供高分辨率信号基础。完成信号捕捉后，对信号进行平均参考，旨在有效净化信号，通过对信号进行平均参考处理来有效减弱不同电极之间生理背景噪声带来的干扰，继而提高信号信噪比，让后续分析更具可靠性。在此基础上，利用小波软阈值进行数据去噪，设置 $\text{db}=1$ 小波基进行3层次分解，设置0.5软阈值。其中，1db作为简单且常用的小波基，具备良好的近似性、正交性，适用于对局部特征信号进行处理。设置3层次分解的缘由在于3层分解足以捕捉肌电信号中的主要特征，而设置过多或过少的分层，则会提高计算的复杂程度或是无法充分分离不同频率成分。设置0.5软阈值，足够有效去除肌电信号中的噪声，同时尽量减少对真实信号成分的影响<sup>[3-4]</sup>。

### （三）特征提取

#### 1. 提取原理

本次实验，针对测试者采集肌电信号后，提取MAV——肌电信号平均绝对值以及SSC——斜率符号变化次数两大特征，这些特征不仅能够有效描述肌肉疲劳程度和运动强度，亦可以为手势识别、动作分类提供强有力数据支持，实现人机交互等智能系统在医疗、运动领域的进一步发展。本次实验对MAV、SSC特征的结合使用，可以确保在肌电信号分析期间获取多视角的理解。MAV能够为常见能量水平提供背景的参数，SSC则可以有效揭示

信号中快速变化的内在结构，可让本次实验对肌肉动作实现更全面、更多维度的分析。

#### 2.MAV提取策略

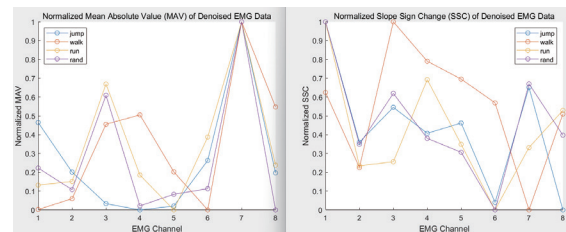
特征提取期间，MAV的提取源自对肌电信号时间序列中每个数据点幅值的绝对化处理。这一绝对化过程，旨在将信号的正负偏差集中于绝对能量形式，以有效消除因信号上下波动而形成的波动性干扰。特定窗口长度下，计算这些绝对值的平均值，便可实现对MAV的获取。运算阶段，在滑动窗口中会以逐点步进的方式实施运算，为每一小分段信号提供清晰且简洁的平均能量表征。MAV的计算，可以提供信号强度稳定性指示，是描述肌肉收缩强度的关键指标，有助于实验阶段在不同肌肉活动模式之间进行便捷的区分<sup>[5-6]</sup>。

#### 3.SSC提取策略

斜率符号变化次数（SSC），是通过解析信号的变化速率、方向性，从而呈现信号动态特征。SSC提取过程中，首先需要识别信号数据点之间的斜率，这一环节需对信号在每一时刻的变化进行理解。随后，通过检测相邻斜率间的符号变化，即从正到负，从负到正的转换，这些转换点的累积计数会形成SSC。为避免信号的微小波动引起分析误判，可设置一个小阈值，将一些微不足道的变化过滤掉。如此，SSC便可有效捕获信号中具有实际意义的“跃变信息”，这一过程尤其适用于描述复杂肌肉动作、快速变化过程中信号出现的变化。最终，基于对SSC的评估有效地锁定肌电信号中出现的细微变化，让这一特征在分类、模式识别任务中展现出更高的灵敏度<sup>[7-8]</sup>。

### （四）生成归一化肌电特征图

针对8名测试者走、跑、跳、蹲四个动作肌电信号生成归一化肌电特征图。在通过MAV提取每一个窗口平均绝对值，确保全面反映信号的强度特征基础上，通过SSC提取反映肌电信号斜率变化总次数，以捕捉信号动态特征。这一过程下，提取后的MAV、SSC特征往往因信号的幅度差异较大，故而需要进行归一化处理。归一化步骤，通常选择线性缩放，将每一个特征值缩放到 $[0, 1]$ 区间。这一步骤，旨在基于对每个特征最大值、最小值的计算，结合使用线性变换公式，对数据实现归一化处理，确保后续图像生成期间特征值在同一尺度之内，以方便对比分析。完成上述步骤后，利用归一化处理后的MAV、SSC特征生成归一化肌电特征图。图3为绘制的肌电信号特征图。



> 图3 肌电信号特征图

### （五）加速度特征提取

随后，将动捕系统生成的C3D文件，以MATLAB软件转化之后导入Opensim软件，选择软件内自带模型进行缩放，将其与实验数据匹配，并利用软件自带工具对缩放后的模型进行逆运动

学、逆向动力学、静态优化、前向动力学仿真与验证，获取测试者下肢、躯干各部分肌肉的角度、速度、加速度数据库。在此基础上，选择测试者左腿、右腿股外侧肌、股内侧肌，以及胫骨前肌、腓骨长肌四个部位肌肉的合成加速度，利用（大小=500、步长=100）窗口机制进行加速度数据平均值特征提取。<sup>[9-11]</sup>

三、基于肌电信号与动力学分析的动作识别实验结果

实验阶段，利用 SVM-支持向量机算法进行测试者的动作识别，即分别进行 MAV、SSC 识别，S1~S8 分别代表 8 名测试者，测试结果见表 1：

表1 基于支持向量机的 EMA-MAV与 EMG-SSC特征分类准确率

EMG-MAV 特征分类	测试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	均值
	准确率	90.7%	89.9%	91.3%	91.7%	90.4%	88.8%	91.1%	91.6%	90.6%
EMG-SSC 特征分类	测试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	均值
	准确率	89.4%	87.9%	90.2%	92.1%	89.3%	90.0%	91.5%	92.1%	90.3%

表2 为将加速度特征融合于肌电信号特征的特征分类准确率：

表2 将加速度特征融合于肌电信号特征的特征分类准确率

MAV+ACC 特征分类	测试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	均值
	准确率	92.5%	93.1%	91.7%	91.3%	92.3%	92.1%	90.6%	91.5%	91.8%
SCC+ACC 特征分类	测试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	均值
	准确率	91.8%	92.7%	92.1%	90.5%	91.4%	91.9%	90.9%	90.8%	91.4%
MAV+SCC+ACC 特征分类	测试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	均值
	准确率	91.7%	94.1%	92.5%	92.2%	90.8%	92.1%	91.0%	91.8%	92.1%

结合上述表1、表2数据分析，不难看出单独使用 EMG\_MAV 特征（90.6%），在准确率上相比单独的 EMG\_SSC 特征分类（90.3%）有更高准确率。同时，融合加速度特征、肌电信号特征将进一步提升分类的准确率。加速度同 MAV 特征的融合（91.8%），在识别效果上优于加速度同 SCC 特征融合（91.4%）的识别效果，而融合 MAV、SSC 以及加速度特征后，测试者动作识别准确率可得到进一步提升，达到 92.1%。由此可见，结合加速度特征可以提高肌电特征分类的准确率<sup>[12-15]</sup>。

动力学分析，可实现有效的人体肌肉动作识别，并且在多重方案对比下，动作识别期间融合加速度、MAV、SSC，可获取较高的特征分类准确率，故而医疗、体育机构可借鉴本文策略制定动作识别方案。综合而言，这一综合方法的应用，不仅局限于理论研究，其在运动训练、康复医学、人机交互等实践领域都有着十分广泛的应用前景，可以辅助制定更加科学、合理、个性化训练以及康复方案。然而，本次研究阶段采用肌电信号进行检测，在长时间测试下测试者的肌肉疲劳会导致肌电信号特征发生改变，影响识别的准确性。故而，未来，作者将继续进行这一课题的研究，探究如何融入肌肉状态监测技术，同时动态调整识别算法，从而补偿肌肉疲劳所引发的信号变化问题，从而进一步提升基于肌电信号的动作识别精准性，为医疗、体育领域作出技术贡献。

四、结语

基于上述研究，本文通过实验的形式，验证了肌电特征结合

参考文献

[1]周慧,李鹏飞,周松波. 基于脑肌电信号融合的下肢动作识别[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2025,44(01):58-67.

[2]杨进兴,刘帅,李俊. 基于 GMM-HMMs 与 Viterbi 回溯的连续手势肌电信号预测与识别[J/OL]. 南京信息工程大学学报, 1-9[2025-01-17].

[3]张建寰,徐益鑫,邓连钧,等. 有机凝胶肌电电极制备及其在动态手势识别的应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2024,55(06):2153-2161.

[4]付强,张志辉,张松源,等. 基于表面肌电信号的上肢外骨骼康复训练系统设计[J]. 北京生物医学工程, 2024,43(01):29-34.

[5]刘晶晶,李峰. 羽毛球运动员表面肌电信号采集与提取仿真[J]. 信息技术, 2024,(01):128-133.

[6]王硕,程云章. 表面肌电信号手势识别算法综述[J]. 软件导刊, 2024,23(02):215-220.

[7]王子威,郭苗苗. 多视角手部肌肉疲劳动作智能识别方法仿真[J]. 计算机仿真, 2024,41(01):238-242.

[8]徐林森,张恒玮,陈根,等. 采用深度学习和表面肌电信号的上肢动作识别[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023,28(06):24-32.

[9]杨庆华,金圣权,都明宇,等. 基于表面肌电和位姿信息融合的手势动作识别[J]. 高技术通讯, 2023,33(12):1295-1302.

[10]李振江,魏德健,冯妍妍,等. 表面肌电手部动作识别的研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2024,60(03):29-43.

[11]王子威,郭苗苗. 多视角手部肌肉疲劳动作智能识别方法仿真[J]. 计算机仿真, 2024,41(01):238-242.

[12]徐林森,张恒玮,陈根,等. 采用深度学习和表面肌电信号的上肢动作识别[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023,28(06):24-32.

[13]杨庆华,金圣权,都明宇,等. 基于表面肌电和位姿信息融合的手势动作识别[J]. 高技术通讯, 2023,33(12):1295-1302.

[14]朱志强,朱寒笑,唐东升,等. 高精度肌电技术在运动科学领域的应用研究进展[J]. 中国运动医学杂志, 2023,42(12):971-979.

[15]李振江,魏德健,冯妍妍,等. 表面肌电手部动作识别的研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2024,60(03):29-43.