

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508526

# 基于改进频带能量熵的肌肉疲劳检测\*

胡保华<sup>1</sup> 李涛<sup>1</sup> 鲁翠萍<sup>1</sup> 张之荣<sup>1</sup> 王勇<sup>2</sup> 穆景颂<sup>3</sup> 梅加明<sup>4</sup>

(1. 合肥大学先进制造工程学院 合肥 230601; 2. 合肥工业大学机械工程学院 合肥 230009;  
3. 中国科学技术大学附属第一医院(安徽省立医院)康复医学科 合肥 230036;  
4. 中国科学技术大学附属第一医院(安徽省立医院)神经外科 合肥 230036)

**摘要:**精确可靠的肌肉疲劳检测在康复机器人、人机协作等领域起着至关重要的作用。针对肌肉疲劳后表面肌电信号频率变化情况,结合权重参数、分数阶理论与香农熵,提出基于改进频带能量熵的肌肉疲劳检测。设计了肌肉疲劳实验,共32名受试者参与实验,利用分数阶权重S变换能量熵与分数阶权重小波包能量熵检测肌肉疲劳,并与样本熵、散布熵、分数阶模糊散布熵3种常用算法进行对比。结果表明,改进频带能量熵在噪声鲁棒性、数据稳定性、抗干扰性能方面表现均最优;改进S变换能量熵跟随静态肌肉疲劳灵敏度最高,熵值随肌肉疲劳变化斜率绝对值最大,均值为 $-15.9465 \times 10^{-3}$ ;改进小波包能量熵( $-3.1003 \times 10^{-3}$ )也能有效检测肌肉疲劳,与分数阶模糊散布熵( $-2.6026 \times 10^{-3}$ )效果相当,且除散布熵算法消耗时间最少;动态肌肉疲劳实验中改进S变换能量熵同样表现最优。改进频带能量熵为表面肌电信号复杂度分析提供了新的有效工具。

**关键词:**肌肉疲劳;表面肌电信号;分数阶权重S变换能量熵;分数阶权重小波包能量熵

**中图分类号:** TN911.7      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Muscle fatigue detection based on improved frequency band energy entropy

Hu Baohua<sup>1</sup> Li Tao<sup>1</sup> Lu Cuiping<sup>1</sup> Zhang Zhirong<sup>1</sup> Wang Yong<sup>2</sup> Mu Jingsong<sup>3</sup> Mei Jiaming<sup>4</sup>

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Hefei University, Hefei 230601, China; 2. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. Department of Rehabilitation Medicine, The First Affiliated Hospital of USTC (Anhui Provincial Hospital), Hefei 230036, China; 4. Department of Neurosurgery, The First Affiliated Hospital of USTC (Anhui Provincial Hospital), Hefei 230036, China)

**Abstract:** Accurate and reliable muscle fatigue detection plays an important role in rehabilitation robot and human-machine cooperation. Considering frequency change of surface EMG signal after muscle fatigue, this paper proposes a muscle fatigue detection method based on improved band energy entropy, which uses fractional weighted S-transform energy entropy and fractional weighted wavelet packet decomposition energy entropy to detect muscle fatigue, and compares them with sample entropy, dispersion entropy and fractional fuzzy dispersion entropy. A total of 32 subjects participated in the muscle fatigue experiment. The results show that the improved frequency band energy entropy performs optimally in terms of noise robustness, data stability, and anti-interference performance. The improved S-transform energy entropy achieved the highest sensitivity to static muscle fatigue among all the compared complexity algorithms. The absolute slope of complexity variation with muscle fatigue is the largest, with an average value of  $-15.9465 \times 10^{-3}$ . The improved wavelet packet energy entropy ( $-3.1003 \times 10^{-3}$ ) detection algorithm can also detect muscle fatigue well, and achieves comparable performance to fractional fuzzy dispersion entropy ( $-2.6026 \times 10^{-3}$ ). Among all algorithms, this algorithm exhibits the lowest time consumption, second only to the dispersion entropy algorithm. In the dynamic muscle fatigue test, the improved S-transform energy

收稿日期: 2025-07-01      Received Date: 2025-07-01

\* 基金项目:安徽省高等学校科学研究项目(自然科学类)重点项目(2022AH051084, 2022AH051261, 2024AH052051)、合肥大学人才项目(21-22RC01)资助

entropy also performs optimally. The improved frequency band energy entropy provided an effective new tool for analysis of sEMG signal complexity.

**Keywords:** muscle fatigue; sEMG signal; fractional weighted S-transform energy entropy; fractional weighted wavelet packet decomposition energy entropy

## 0 引言

肌肉疲劳定义为肌肉不能保障有效的收缩,从而无法维持正常生理活动所需的力量<sup>[1-2]</sup>。肌肉疲劳会导致力量下降、运动控制能力受损或疼痛等,长期的肌肉疲劳积累会导致患病风险增加,如肌肉、骨骼损伤等,对人体健康造成威胁<sup>[3-5]</sup>。有效可靠的肌肉疲劳检测可侧面反映受试者肌肉状态,从而提前预警,避免肌肉疲劳对人体造成伤害。因此,精确可靠的肌肉疲劳检测一直是临床及科研的重点<sup>[6]</sup>。

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是由运动神经元产生的动作电位序列叠加的生物电信号,其时域与频域的变化规律反应了肌肉部位的生理状态和动作模式<sup>[7]</sup>。大量研究验证了利用表面肌电信号实现肌肉疲劳检测的有效性<sup>[8-11]</sup>。表面肌电信号的特征值提取可从时域、频域及时频域进行<sup>[11]</sup>。基于sEMG信号肌肉疲劳检测的时域特征包括均方根、积分肌电值等<sup>[12]</sup>。研究表明随着肌肉疲劳产生,相应肌肉的表面肌电信号的均方根有增大趋势<sup>[13]</sup>。频域常用的肌肉疲劳检测指标有中值频率与均值频率;研究证明随着疲劳产生表面肌电信号的中值频率与均值频率均左移<sup>[8,14-15]</sup>。目前大多数研究都将中值频率与均值频率作为肌肉疲劳检测的金标准。此外,基于表面肌电信号复杂度特征实现肌肉疲劳检测的研究也逐渐增多。由于表面肌电信号为非线性非平稳信号,利用香农信息熵可有效表征疲劳肌肉表面肌电信号的不确定性和复杂度。已有大量研究采用sEMG信号熵实现肌肉疲劳检测<sup>[16-17]</sup>。但目前常用熵值算法更多考虑的是sEMG信号时域特征,基于信号频域特征构建熵值的疲劳算法研究较少。有研究表明随着肌肉疲劳产生,肌电信号各频段能量会发生变化。姚贺龙等<sup>[1]</sup>研究表明肌肉疲劳时sEMG信号0~117 Hz区间频率幅度会增加,175.5~585 Hz区间频率幅度会下降。因此结合肌肉疲劳时sEMG信号不同频段能量变化与香农熵,构建频带能量熵,可作为肌肉疲劳检测的一种新方法。

综上,本文提出基于改进频带能量熵的上肢肌肉疲劳检测方法,根据疲劳肌肉表面肌电信号频率分布特性变化、权重参数设置及分数阶理论改进小波包能量熵与S变换能量熵,研究探讨改进小波包能量熵与改进S变换能量熵检测肌肉疲劳以区分肌肉非疲劳状态和疲劳状

态的可行性,并与其他常用熵值算法结果进行对比。本文组织如下:首先介绍肌肉疲劳与肌电采集实验及表面肌电信号预处理;然后引出改进小波包能量熵与改进S变换能量熵,最后对比了不同算法的肌肉疲劳检测性能。

## 1 实验设计

### 1.1 数据采集系统设计

研究开发了一款表面肌电信号采集系统用于静态与动态肌肉疲劳检测。sEMG信号采集系统利用简单滤波电路和ADS1299实现表面肌电信号采集。采集后的表面肌电信号利用STM32单片机传至上位机。考虑到表面肌电信号频率集中在15~500 Hz,采集系统的信号采样频率设置为1 000 Hz<sup>[18]</sup>。

### 1.2 实验对象及实验步骤

本研究设计的肌肉疲劳实验在合肥大学进行,研究经合肥工业大学伦理审查委员会批准。所有受试者在实验前均阅读实验说明并签署知情同意书,受试者有权随时退出研究。确定27名健康受试者(男性15名,女性12名,年龄 $20.67 \pm 0.90$ 岁)进行静态肌肉疲劳检测研究及相对应数据分析,5名健康受试者(均为男性,年龄 $21 \pm 0.63$ 岁)进行动态肌肉疲劳检测研究及相对应数据分析。

实验流程如图1所示。实验开始之前,使用酒精擦拭清洁受试者肱二头肌表面,确保皮肤和电极之间有良好的接触以便捕获肌肉的电活动。为了避免温度等外界因素的干扰,实验安排在同一房间,温度设置为26℃。将Ag/AgCl一次性表面电极放置于肱二头肌肌肉腹部,两电极之间的距离设置为2 cm<sup>[19]</sup>。参考电极放置在任何肌肉活动的肘关节处。实验过程中,所有受试者要求保持身体直立,上臂与身体平行,前臂与上臂呈90°,手持5 kg哑铃,持续至受试者意识疲劳或力竭不能维持哑铃为止。动态肌肉疲劳实验中,受试者手持5 kg哑铃匀速进行肘关节屈伸运动,一直持续运动到受试者示意疲劳或观察到手肘剧烈颤抖结束。记录实验过程中的sEMG信号。

## 2 数据处理

### 2.1 基于变分模态分解的表面肌电信号去噪

实验过程中采集到的原始表面肌电信号通常包含伪



图 1 上肢肌肉疲劳实验  
Fig. 1 Muscle fatigue test of upper limb

迹噪声、工频干扰与高斯随机噪声等。本文采用基于变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 的信号去噪方法对 sEMG 信号进行去噪处理<sup>[20-21]</sup>。首先利用 VMD 将表面肌电信号分解为不同频段的变分模态函数 (variational mode functions, VMF), 根据频率特征, 去除为伪迹信号的低频段信号, 对其余频段信号进行软阈值去噪后叠加重构, 以去除表面肌电信号噪声。具体去噪流程如图 2 所示。

2.2 分数阶权重小波包能量熵

小波变换采用多分辨率分解将时域信号分解为不同频率尺度下的分量, 是表示时频域内瞬态信号的有效工

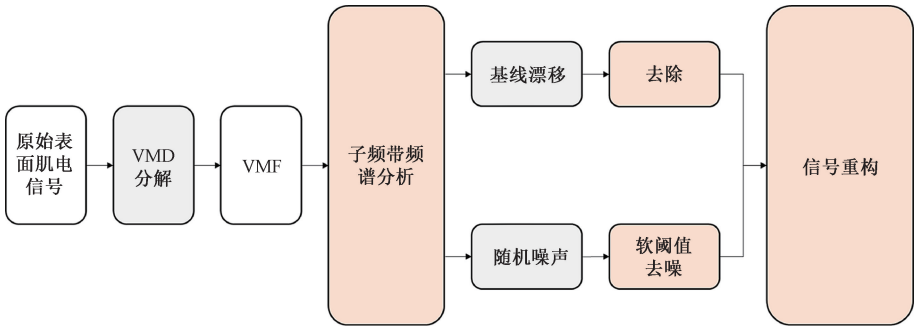


图 2 基于 VMD 的表面肌电信号去噪流程  
Fig. 2 Flowchart of surface electromyography signal denoising based on VMD

具, 可有效提取非平稳非线性信号的时频域信息<sup>[22]</sup>。但小波变换仅进一步分解和处理信号的低频部分, 从而导致一些重要的特征信息丢失。相比之下, 小波包分解 (wavelet packet decomposition, WPD) 可以将每一层分解得到的高频、低频分量都进行再分解, 避免了高频有用信息的丢失, 从而可以在更全面的频率范围内获得肌电信号的瞬态特征<sup>[23]</sup>。因此, 本文利用小波包分解首先将肌电信号分解为不同频带信号, 结合香农熵, 构建小波包能量熵<sup>[24]</sup>。

小波包能量熵的具体计算步骤如下:

- 1) 对预处理后的表面肌电信号进行  $n$  级 WPD 处理, 得到  $2^n$  个子带信号;
- 2) 第  $j$  层频带所对应的能量  $E_j$  如式 (1) 所示, 具体为该频带各小波包分解系数  $d_{ij(k)}$  的平方和。

$$E_j = \sum_{k=1}^n \|d_{j,k}\|^2, \quad j = 1, 2, \dots, 2^n \tag{1}$$

式中:  $d_{j,k}$  为第  $j$  个子频带信号的第  $k$  个值。

- 3) 计算信号总能量:

$$E = \sum_{j=1}^{2^n} E_j \tag{2}$$

- 4) 根据信息熵理论, 可将小波包能量熵表示为:

$$H = - \sum p_j \lg p_j \tag{3}$$

式中:  $P_j$  为小波包分解时候第  $j$  层频带的能量相对概率密度, 计算公式如式 (4) 所示。

$$p_j = E_j / E \tag{4}$$

人体肌肉发生疲劳时, sEMG 信号各频带能量会产生相应的变化。因此, 基于小波包能量熵构造的特征值能够很好地表征肌肉疲劳下的 sEMG 信号特性。

通过对特定子频带能量赋予一定的权重, 可以更好地进行特定场景下的信号复杂度检测。Sun 等<sup>[25]</sup>首先将权重引入小波包能量熵, 提出了权重小波包能量熵。在此基础上, 有研究通过对不同声音信号子频带能量赋予不同的权重, 进一步提高了故障诊断准确率<sup>[24]</sup>。基于此, 为了提高肌肉疲劳检测灵敏度, 提出权重小波包能量熵并用于肌肉疲劳检测, 希望可以进一步提高肌肉疲劳检测的灵敏度与准确率<sup>[26]</sup>。

- 5) 通过对不同子频带的能量赋予不同的权重, 可以得到加权后的能量向量:

$$[w_1 E_1, w_2 E_2, w_3 E_3, \dots, w_j E_j] \tag{5}$$

其中,  $w_j$  为任一子频带能量分配权重,  $0 < w_j < 1$ 。

- 6) 计算信号的总加权能量:

$$E_w = \sum_{j=1}^{2^n} w_j E_j \tag{6}$$

计算各子带信号的加权能量与总加权能量比值:

$$wp_j = w_j E_j / E_w \quad (7)$$

7) 权重小波包能量熵定义为:

$$wH = -wp_j \lg wp_j \quad (8)$$

在此基础上,结合分数阶理论,分数阶权重小波包能量熵的定义为<sup>[26]</sup>:

$$MWPE = -(wp_j)^{-q} \frac{\ln wp_j + \psi(1) - \psi(1-q)}{\Gamma(1+q)} \quad (9)$$

其中,  $-1 \leq q \leq 1$ , 当  $q$  为 0 时分数阶权重小波包能量熵为权重小波包能量熵。 $\Gamma(\cdot)$  与  $\psi(\cdot)$  分别表示 gamma 函数与 digamma 函数。分数阶微积分对系统动态变化响应性能更好,有望提高肌肉疲劳检测灵敏度。

小波包能量熵结合了小波包与信息熵理论,可以体现表面肌电信号各频带内的深层特征,对疲劳肌肉表面肌电信号的时频能量分布进行的定量描述。

### 2.3 分数阶权重 S 变换能量熵

作为一种多分辨率时频域分析方法, S 变换不仅可以保证良好的分辨率,还可以保持信号的绝对相位信息,弥补了某些时频分析方法时频分辨率固定或缺乏信号相位信息等缺陷<sup>[27-28]</sup>。本文将 S 变换与香农熵结合,并引入权重与分数阶理论<sup>[29]</sup>,提出分数阶权重 S 变换能量熵用于分析表面肌电信号复杂度,以检测肌肉疲劳。

S 变换能量熵的具体计算步骤如下:

1) 去噪后的表面肌电信号经 S 变换后得到复时频矩阵,记为  $\mathbf{S}$  矩阵,将  $\mathbf{S}$  矩阵的每个元素求模,得到模时频矩阵  $\mathbf{A}$ 。

2) 定义在不同频率  $k$  不同时间  $j$  时的信号能谱  $E_{kj} = |D_{kj}|^2$ ,  $E_k = \sum E_{kj}$  为在频率  $k$  上所有时刻 ( $j = 1, 2, 3, \dots, N$ ) 上的能量之和,则 S 能量熵定义为:

$$H = -p_k \lg p_k \quad (10)$$

其中,  $p_k = E_k / E$ ; 信号总能量  $E = \sum E_k$ 。

同样,为了更好地检测肌肉疲劳,将分数阶理论与权重思想引入 S 变换能量熵,提出分数阶权重 S 变换能量熵。

3) 具体来说,通过对不同子频带的能量赋予不同的权重,可以得到加权后的能量向量:

$$[w_1 E_1, w_2 E_2, w_3 E_3, \dots, w_l E_l] \quad (11)$$

4) 计算信号的总加权能量:

$$E_w = \sum_{i=1}^l w_i E_i \quad (12)$$

5) 计算各子带信号的加权能量与总加权能量的比值:

$$wp_i = w_i E_i / E_w \quad (13)$$

6) 权重 S 变换能量熵定义为:

$$wH = -wp_i \lg wp_i \quad (14)$$

7) 最终,分数阶权重 S 变换能量熵定义为:

$$MSE = -(wp_i)^{-q} \frac{\ln wp_i + \psi(1) - \psi(1-q)}{\Gamma(1+q)} \quad (15)$$

同样,其中,  $-1 \leq q \leq 1$ , 当  $q$  为 0 时分数阶权重 S 变换能量熵为权重 S 变换能量熵。

### 2.4 滑动窗数据处理

本研究采用基于滑动窗的数据处理方法,分析不同算法对应的表面肌电信号复杂度跟随肌肉疲劳发生的变化情况。设置滑动窗对应窗长为 4 096 或 8 192 数据点,每次移动数据长度为 256 数据点。利用改进小波包能量熵、改进 S 变换能量熵、样本熵、散布熵、分数阶模糊散布熵,计算每帧数据复杂度,分析复杂度随时间变化的斜率,基于斜率绝对值大小分析不同算法跟随肌肉疲劳变化的能力。

### 2.5 最优参数设置

选择表面肌电信号熵值随肌肉疲劳实验时间(即肌肉开始发力,从未疲劳至疲劳状态的持续时间)变化的斜率绝对值作为算法反应肌肉疲劳的灵敏度指数。一般来说,斜率绝对值越大,说明算法对于肌肉疲劳变化的灵敏度越高,反应信号复杂度的能力也就越强。

分数阶参数是分数阶香农熵的关键参数,决定了熵值对动态响应变化的跟随能力<sup>[30]</sup>。为设置最优分数阶参数,本文随机选取 5 位受试者肌肉疲劳表面肌电信号,设置  $q$  变化范围为 0.1~0.8,增长步长为 0.1,选择不同分数阶参数下表面肌电信号熵值随时间变化的斜率绝对值为依据设置最优参数,数据处理结果如图 3 与 4 所示。

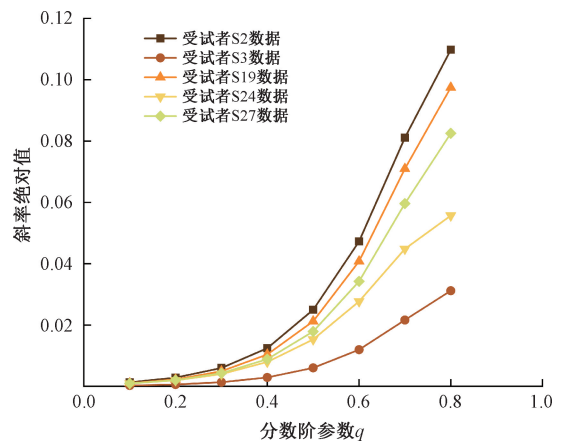


图3 改进 S 变换能量熵值斜率随  $q$  变化趋势

Fig. 3 Variation of the improved S-transform energy entropy slope versus  $q$

从图 3 和 4 可以看出,随着分数阶参数增大,分数阶权重 S 变换能量熵值相应斜率绝对值逐渐增大,表明该算法对复杂度变化的跟随能力逐渐增强,但分数阶权重

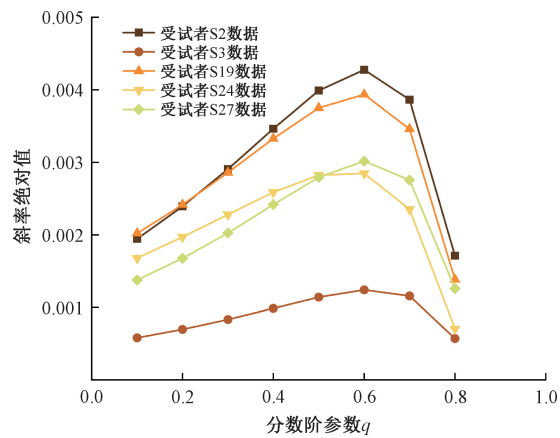


图 4 改进小波包能量熵值斜率随  $q$  变化趋势  
Fig. 4 Variation of the improved wavelet packet decomposition energy entropy slope versus  $q$

小波包能量熵值斜率绝对值在分数阶参数  $q = 0.5$  左右取得最大值,而后出现下降趋势。考虑到小波包分解与 S 变换处理 sEMG 信号时存在差异,且不同熵值算法的分数阶参数设置可能有区别<sup>[30-31]</sup>,另外随着分数阶参数增大,受试者身体姿势调整与噪声等异常因素的影响也会增大,从而导致熵值波动增大,最终导致分数阶权重小波包能量熵值斜率绝对值在  $q=0.5$  左右取得最大值后出现下降趋势。综合考虑斜率、噪声等综合因素,本文选择

分数阶参数  $q=0.5$ 。  
关于权重参数设置,本文首先选择改进小波包能量熵作为测试算法以设置最优权重参数。选择熵值随疲劳发生逐渐降低且斜率绝对值最大对应的权重值作为最优权重参数。同样采用参数扫描的方法,设置不同频带能量参数的权重参数为  $0.2 \sim 1$ ,增长步长为  $0.2$ ,随机选择 10 名受试者 sEMG 信号作为测试信号以确定最优参数。考虑到改进 S 变换能量熵权重参数过多,本文以基于小波包能量熵确定的权重参数为基础,按比例设置 S 变换能量熵的最优权重参数。

3 数据分析结果

3.1 算法抗噪性能分析

为评估分数阶权重 S 变换能量熵与分数阶权重小波包能量熵算法的抗噪性能,选取 10 位受试者肌肉疲劳表面肌电信号,分别添加信噪比为 10、20 dB 的高斯白噪声,计算原始表面肌电信号与添加噪声后表面肌电信号相应熵值,同时计算样本熵、散布熵与分数阶模糊散布熵。选择原始信号熵值与添加噪声信号熵值之间均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为抗噪性能指标, RMSE 越小,说明两者越接近,相应算法抗噪性能就越好。具体 RMSE 均值结果如表 1、2 所示。

表 1 添加 10 dB 高斯白噪声后熵值 RMSE  
Table 1 RMSE of entropy after adding 10 dB Gaussian white noise

| 熵值算法    | 样本熵   | 散布熵     | 分数阶模糊散布熵 | 改进小波包能量熵 | 改进 S 变换能量熵 |
|---------|-------|---------|----------|----------|------------|
| RMSE 均值 | 0.606 | 0.133 2 | 0.173 6  | 0.157 4  | 0.099 9    |

表 2 添加 20 dB 高斯白噪声后熵值 RMSE  
Table 2 RMSE of entropy after adding 20 dB Gaussian white noise

| 熵值算法    | 样本熵     | 散布熵      | 分数阶模糊散布熵 | 改进小波包能量熵 | 改进 S 变换能量熵 |
|---------|---------|----------|----------|----------|------------|
| RMSE 均值 | 0.186 2 | 0.035 15 | 0.042 6  | 0.024 42 | 0.031 04   |

从表 1、2 可以看出,10 dB 高斯白噪声测试环境下分数阶权重 S 变换能量熵算法抗噪性能表现最好,20 dB 高斯白噪声测试环境下分数阶权重小波包能量熵算法抗噪性能表现最好。整体来说,改进频带能量熵算法抗噪性能更优,散布熵算法抗噪性能表现次之,样本熵算法抗噪性能表现最差。分析改进频带能量熵优异抗噪性能原因,一方面,权重参数的设置一定程度上可以凸显表面肌电信号的频谱能量,且分数阶香农熵对噪声的抑制能力更强,另一方面,相比于时域特征,频域特征对噪声的敏感性可能会更低,上述综合作用导致了改进频带能量熵算法优异的抗噪性能。

3.2 算法数据稳定性分析

本文采用 Henon 混沌系统产生的随机信号测试算法数据稳定性<sup>[32]</sup>。采用滑动窗数据处理方法,滑动窗长分别设定为 256、1 024 与 4 096,计算不同滑动窗长度下随机信号熵值,用熵值标准差参数表征熵算法的数据稳定性。熵值标准差小说明熵值波动较小,即算法在有限的窗长下可获取足够的信息表征信号复杂度,具体结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出,随着滑动窗长变大,不同算法的熵值标准差逐渐降低。滑动窗长越大,算法能够获取的信息越多,熵值也就越稳定;所有窗长中,改进 S 变换能量熵的熵值标准差均最小,表明改进 S 变换能量熵在较短

表 3 不同数据长度下熵值标准差

Table 3 Entropy standard deviation under different data lengths

| 熵值算法        | 样本熵     | 散布熵                 | 分数阶模糊散布熵 | 改进小波包能量熵 | 改进 S 变换能量熵              |
|-------------|---------|---------------------|----------|----------|-------------------------|
| 256 窗长标准差   | 0.027 0 | 0.009 3             | 0.008 4  | 0.008 6  | 0.008 5                 |
| 1 024 窗长标准差 | 0.008 0 | 0.003 6             | 0.002 9  | 0.003 0  | 0.002 7                 |
| 4 096 窗长标准差 | 0.002 3 | $6.25\times10^{-4}$ | 0.001 0  | 0.001 2  | $6.131\ 9\times10^{-4}$ |

的数据下就可以得到稳定的熵值,算法数据稳定性表现最好。稳定性表现次之的为分数阶模糊散布熵,该算法集合了模糊隶属度与分数阶理论,相比散布熵表现出更好的数据稳定性指标<sup>[33]</sup>。改进小波包能量熵数据稳定性表现与分数阶模糊散布熵相似,样本熵表现最差。基于随机信号的实验结果表明改进频带能量熵在数据稳定性上具有优异的表现,在较少数据量时,改进频带能量熵也可以获得稳定的熵值。一般来说,数据越少算法处理时间就越短,因此改进频带能量熵可有效应用于肌肉状态的实时监测,如康复训练与实时作业中的肌肉状态监

测。另一方面对于某些数据量较少的采集情况,改进频带能量熵也可以从有限的数据中获取稳定的关键信息。

3.3 算法抗干扰能力分析

为评估分数阶权重 S 变换能量熵与分数阶权重小波包能量熵算法的抗干扰性能,选取 10 位受试者肌肉疲劳表面肌电信号,采用滑动窗处理方式,设置滑动窗长为 2 048 与 4 096,基于表面肌电信号熵值拟合直线时决定系数  $R^2$  反应算法抗干扰性能; $R^2$  越大,表明偏离拟合直线的数据点越少,算法抗干扰能力越强,算法反应肌肉疲劳趋势的性能就越强。具体结果如表 4、5 所示。

表 4 滑动窗长为 2 048 时决定系数

Table 4 Coefficient of determination under sliding window length of 2 048

| 熵值算法      | 样本熵   | 散布熵   | 分数阶模糊散布熵 | 改进小波包能量熵 | 改进 S 变换能量熵   |
|-----------|-------|-------|----------|----------|--------------|
| $R^2$ 均值  | 0.706 | 0.737 | 0.759    | 0.777    | <b>0.796</b> |
| $R^2$ 标准差 | 0.223 | 0.225 | 0.216    | 0.185    | 0.172        |

表 5 滑动窗长为 4 096 时决定系数

Table 5 Coefficient of determination under sliding window length of 4 096

| 熵值算法      | 样本熵   | 散布熵   | 分数阶模糊散布熵 | 改进小波包能量熵 | 改进 S 变换能量熵   |
|-----------|-------|-------|----------|----------|--------------|
| $R^2$ 均值  | 0.797 | 0.825 | 0.842    | 0.845    | <b>0.857</b> |
| $R^2$ 标准差 | 0.186 | 0.182 | 0.163    | 0.151    | 0.140        |

从表 4 和 5 可以看出,滑动窗长为 2 048 与 4 096 数据点情况下,分数阶权重 S 变换能量熵抗干扰性能表现均为最优,决定系数均值分别为 0.796 与 0.857,分数阶权重小波包能量熵抗干扰性能表现次之,决定系数均值分别为 0.777 与 0.845。分析优异性能原因,权重参数与分数阶理论的引入使得改进频带能量熵一定程度上凸显 sEMG 信号频谱能量并抑制了噪声与干扰的频谱能量,且可捕捉微小的动态变化。但统计学分析结果表明不同算法抗干扰性能指标之间不存在显著差异,后续需要扩大样本量进一步验证算法抗干扰能力。

3.4 权重频带能量熵算法结果分析

图 5 所示为某受试者表面肌电信号小波包能量熵与添加权重参数后的权重小波包能量熵算法随肌肉疲劳变化的趋势。

由图 5 可以看出,随着疲劳产生,权重小波包能量熵随时间变化斜率绝对值相比小波包能量熵斜率更大,表明基于权重参数设置的复杂度算法在反应肌肉疲劳对应表面肌电信号复杂度上表现更优。

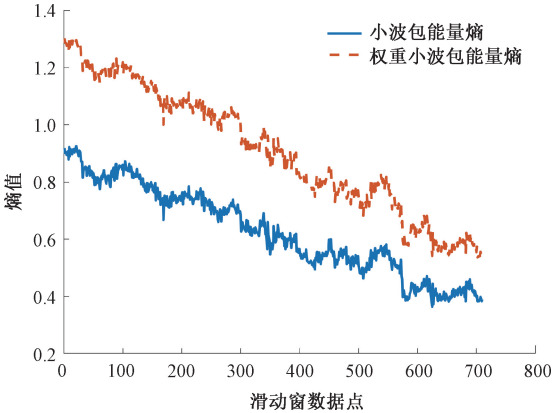


图 5 小波包能量熵与权重小波包能量熵算法结果对比

Fig. 5 Comparison of WPD energy entropy and weighted WPD energy entropy

图 6 所示为 S 变换能量熵与权重 S 变换能量熵值随肌肉疲劳变化的趋势。由图 6 可以看出随着疲劳产生,权重 S 变换能量熵随时间变化斜率绝对值相比 S 变换能

量熵更大,同样表明基于权重参数设置的复杂度算法在反应肌肉疲劳后肌电信号复杂度上表现更优。

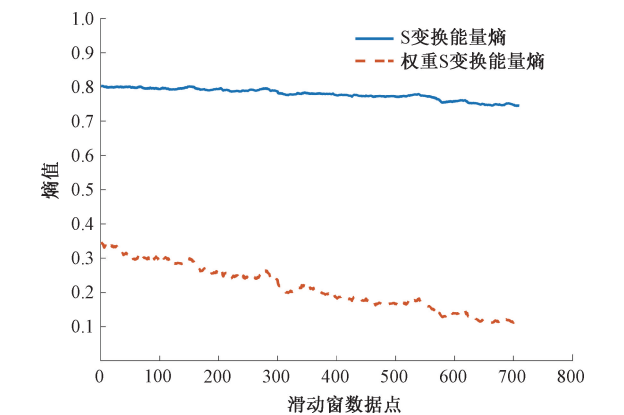


图 6 S 变换能量熵与权重 S 变换能量熵算法结果对比

Fig. 6 Comparison of S transform energy entropy and weighted S transform energy entropy

上述结果表明,对不同频带能量分配不同权重,结合香熵提出的权重频段能量熵可以更好地反应肌肉疲劳进程。

肌肉从非疲劳状态到疲劳状态时或肌肉处于不同状态时,sEMG 信号不同频率区间的频率幅度与能量变化不同<sup>[34-35]</sup>。图 7 所示为利用短时傅里叶变换处理得到的某受试者表面肌电信号时频分布图,窗函数使用 hamming 窗函数,窗长为 256。由图可得随着疲劳产生,表面肌电信号频谱有明显变化,其中低频能量逐渐增大且占比逐渐增加。本研究中,设置小波包分解层数为 8 时,基于小波包能量熵的最优权重参数为[0.2, 0.2, 1, 1, 1, 1, 1, 1]。从最优权重参数设置可以看出,低频段所占权重较低,高频段所占权重较大。不同肌肉状态变化可能会造成表面肌电信号频率有不同的变化,因此在设计最优权重参数时需要根据实验类型、实验数据及肌肉状态变化做相应优化。

3.5 分数阶权重频带能量熵算法结果分析

图 8 所示为权重小波包能量熵与分数阶权重小波包能量熵算法随肌肉疲劳变化的趋势。由图 8 可以看出,随着疲劳产生,分数阶权重小波包能量熵随时间变化斜率绝对值相比权重小波包能量熵更大,表明该复杂度算法在反应肌肉疲劳后肌电信号复杂度上表现更优。

图 9 所示为权重 S 变换能量熵与分数阶权重 S 变换能量熵算法随肌肉疲劳变化的趋势。由图 9 可以看出,随着疲劳产生,分数阶权重 S 变换能量熵随时间变化斜率相比权重 S 变换能量熵更大,表明该复杂度算法在反应肌肉疲劳后肌电信号复杂度上表现更优。分数阶微积分可以增强算法对信号动态变化的响应能力,捕捉微

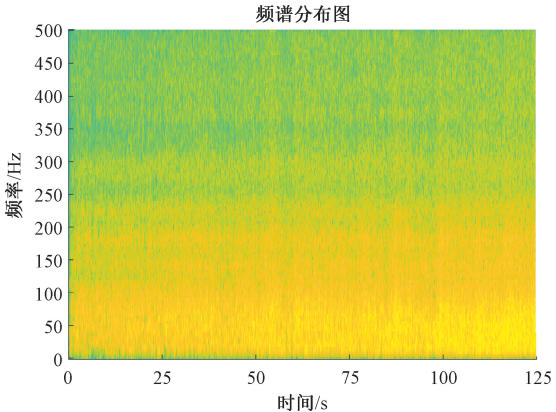


图 7 某受试者肌肉疲劳发生对应表面肌电信号频谱变化

Fig. 7 Fatigue-induced EMG spectral shift

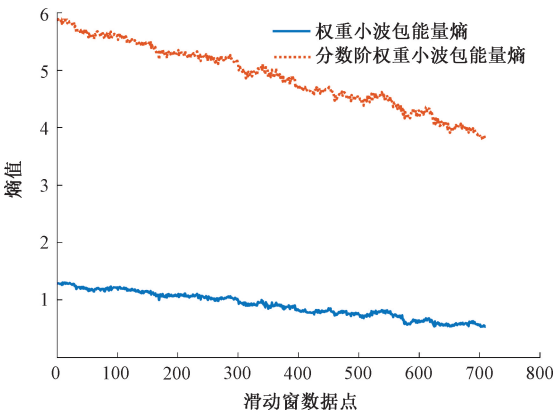


图 8 权重小波包能量熵与分数阶权重小波包能量熵算法结果对比

Fig. 8 Comparison of weighted WPD energy entropy and fractional weighted WPD energy entropy

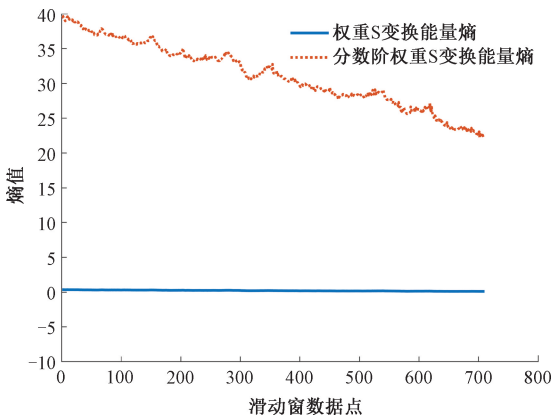


图 9 权重 S 变换能量熵与分数阶权重 S 变换能量熵算法结果对比

Fig. 9 Comparison of weighted S transform energy entropy and fractional weighted S transform energy entropy

弱的复杂度变化,因此分数阶权重频带熵在反应肌肉疲劳趋势上性能更优。

为对比验证改进频带能量熵肌肉疲劳检测性能,本文选取样本熵<sup>[36-37]</sup>、散布熵<sup>[38]</sup>、分数阶模糊散布熵<sup>[33]</sup>3

种常用的信号复杂度算法作为对比算法,测试不同算法反应肌肉疲劳变化的能力,具体数据处理结果如表6所示,该表展示了用斜率表示的不同熵值算法跟随受试者肌肉疲劳变化的能力。

表6 不同算法跟随受试者肌肉疲劳 sEMG 变化的灵敏度

Table 6 Sensitivity of different algorithms to follow sEMG changes in muscle fatigue of subjects

| 受试者 | 斜率/( $\times 10^{-3}$ ) |          |          |             |               |
|-----|-------------------------|----------|----------|-------------|---------------|
|     | 样本熵                     | 散布熵      | 分数阶模糊散布熵 | 分数阶权重小波包能量熵 | 分数阶权重 S 变换能量熵 |
| S1  | -0.636 7                | -0.220 7 | -2.4     | -2.5        | -11.8         |
| S2  | -0.946 4                | -0.299 5 | -4.0     | -4.0        | -24.9         |
| S3  | -0.196 4                | -0.074 6 | -0.878 3 | -1.141 4    | -6.053 8      |
| S4  | -0.502 0                | -0.172 2 | -2.245 3 | -2.715 7    | -15.564 0     |
| S5  | -0.263 9                | -0.110 1 | -1.212 5 | -1.950 7    | -7.621 5      |
| S6  | -0.178 2                | -0.045 5 | -0.633 1 | -0.740 3    | -5.094 3      |
| S7  | -0.223 7                | -0.068 6 | -0.666 1 | -0.852 3    | -4.231 5      |
| S8  | -0.304 8                | -0.101 6 | -1.293 9 | -1.570 9    | -8.870 8      |
| S9  | -0.380 3                | -0.156 7 | -1.606 5 | -2.148 9    | -9.891 4      |
| S10 | -0.793 6                | -0.367 0 | -3.763 7 | -5.120 9    | -17.766 5     |
| S11 | -0.276 8                | -0.079 4 | -1.020 8 | -1.420 7    | -8.403 9      |
| S12 | -0.196 2                | -0.064 7 | -0.774 2 | -0.921 8    | -4.673 2      |
| S13 | -0.494 9                | -0.160 7 | -1.735 1 | -2.712 1    | -13.716 9     |
| S14 | -0.426 2                | -0.148 1 | -1.815 2 | -2.168 0    | -9.954 6      |
| S15 | -0.280 2                | -0.064 7 | -0.805 4 | -1.336 9    | -8.462 0      |
| S16 | -0.136 1                | -0.043 6 | -5.505   | -5.603      | -30.98        |
| S17 | -0.267 2                | -0.077 7 | -1.187   | -1.421      | -8.58         |
| S18 | -0.423 8                | -0.093 1 | -1.219   | -1.727      | -13.04        |
| S19 | -0.857 7                | -0.255 8 | -3.321   | -3.751      | -21.21        |
| S20 | -0.989 7                | -0.324 1 | -3.959   | -4.538      | -19.4         |
| S21 | -0.750 7                | -0.237 1 | -2.959   | -3.927      | -19.14        |
| S22 | -1.178                  | -0.449 1 | -5.293   | -7.314      | -32.71        |
| S23 | -0.919 4                | -0.240 3 | -3.305   | -2.449      | -17.76        |
| S24 | -0.743 5                | -0.247 1 | -3.083   | -2.824      | -15.33        |
| S25 | -1.492                  | -0.475 5 | -6.234   | -6.661      | -35.8         |
| S26 | -1.57                   | -0.622 5 | -6.926   | -9.398      | -41.7         |
| S27 | -0.666 2                | -0.191 1 | -2.43    | -2.794      | -17.9         |
| 平均值 | -0.596 1                | -0.199 7 | -2.602 6 | -3.100 3    | -15.946 5     |

从表6中可以看出,分数阶权重 S 变换能量熵跟随肌肉疲劳的变化灵敏度最大,相应平均斜率为 $-15.946\ 5\times 10^{-3}$ ,表现次之的为分数阶权重小波包能量熵,相应平均斜率为 $-3.100\ 3\times 10^{-3}$ 。随着肌肉疲劳产生,分数阶权重 S 变换能量熵随时间变化斜率最大,该复杂度算法在反应肌肉疲劳后肌电信号复杂度上表现最优。且在所有受试者数据中,分数阶权重 S 变换能量表现均为最优。为进一步验证算法性能,考虑熵值数据不满足方差齐性,采用 Kruskal-Wallis 检验验证不同算法熵值是否存在显著差异<sup>[39]</sup>。结果表明,5 种算法在反应疲劳后肌电信号上复杂度上存在显著差异。经过两两比较,改进 S 变换能量熵与其余所有熵值均具有显著性差异( $P<0.005$ )。改进小波包能量熵与样本熵、散布熵值具有显著性差异( $P<0.005$ ),但与分数阶模糊熵值不具

有显著性差异( $P>0.05$ ),两者在肌肉疲劳检测中表现相当。

样本熵是一种常用的时域复杂度分析算法,广泛应用于机械工程、生物医学工程等领域<sup>[40]</sup>。但是该方法具有其固有缺陷,如需要全局阈值设置、对毛刺等干扰信号比较敏感等<sup>[41]</sup>。本文测试了样本熵跟随肌肉疲劳变化的能力,相应平均斜率绝对值为 $-0.596\ 1\times 10^{-3}$ ,其表现优于散布熵。散布熵相应平均斜率绝对值为 $-0.199\ 7\times 10^{-3}$ ,表现最差,但由于其算法复杂度的优势使其在实时应用领域的表现会更好;此外,散布熵同样存在对信号干扰比较敏感的缺陷,基于此,有研究提出分数阶模糊散布熵<sup>[33]</sup>,并将该算法应用于肌肉疲劳检测,结果表明分数阶模糊散布熵能够很好地检测肌肉疲劳,本研究相应平均斜率为 $-2.602\ 6\times 10^{-3}$ ,优于样本熵与散布熵,但分数

阶模糊散布熵运算时间复杂度远远大于散布熵。

上述算法更多考虑的是表面肌电信号的时域特性,没有考虑信号的频域特性。肌肉发生疲劳时对应表面肌电信号的频率会有显著变化,因此结合频率特性与香农熵构造频带能量熵,即小波包能量熵与 S 变换能量熵,并利用权重参数设置与分数阶理论改进,可以更好地检测肌肉疲劳;实验结果表明,改进频带能量熵可以很好地实现肌肉疲劳检测。其中,改进 S 变换能量熵表现最好,改进小波包能量熵表现次之。但是小波包能量熵算法时间复杂度表现优于 S 变换能量熵,且计算不需要设置全局阈值,因此后续可应用于康复训练中的实时肌肉状态监测。

图 10 所示为所有受试者疲劳与未疲劳两种状态下改进 S 变换能量熵与改进小波包能量熵的特征分布。选择受试者两种改进频带能量熵为特征值输入并利用支持向量机实现肌肉状态的初步分类。从图 10 可以看出,基于改进 S 变换能量熵与改进小波包能量熵可以很好地区分受试者疲劳与非疲劳状态。考虑到不同受试者发力开始时表面肌电信号基础熵值不同,出现 3 例肌肉状态误判情况。实际肌肉疲劳检测中,可设置受试者初始熵值为基准,选择降至基础熵值某比例的熵值对应肌肉状态为疲劳状态,从而进一步提高检测准确率。

表 7 所示为不同算法在处理某位受试者表面肌电信号的对应耗时,以 Matlab R2022b、Intel i7 CPU 及 16 G 内存的台式计算机实验平台,滑动窗长为 4 096 数据点。从表 7 可以看出,样本熵消耗时间最长,为 298. 104 s;分

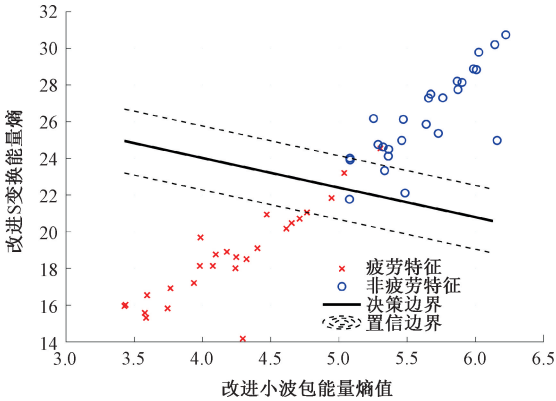


图 10 基于分数阶权重 S 变换能量熵与分数阶权重小波包能量熵的特征分布

Fig. 10 The feature distribution based on the improved S-transform energy entropy and improved WPD energy entropy

数阶权重 S 变换能量熵算法耗时方面略优于样本熵,消耗时长为 226. 435 s;时间表现最优算法为散布熵,但该算法在跟随肌肉疲劳变化的性能表现中最差。分数阶权重小波包能量熵在跟随肌肉疲劳变化灵敏度表现与算法耗时中取得了最好的平衡,灵敏度结果表现略逊于分数阶权重 S 变换能量熵,且算法耗时仅为 4. 826 s,可应用于实时肌肉疲劳监测领域。考虑到测试滑动窗长为 4 096 数据点,若减少滑动窗长对应数据点,则算法耗时会进一步降低。

表 7 不同算法耗时

Table 7 The execution time of different algorithms

| 算法   | 样本熵      | 散布熵    | 分数阶模糊散布熵 | 分数阶权重小波包能量熵 | 分数阶权重 S 变换能量熵 |
|------|----------|--------|----------|-------------|---------------|
| 耗时/s | 298. 104 | 2. 612 | 157. 235 | 4. 826      | 226. 435      |

S 变换是基于短时傅里叶变换与小波变换优化而来的可逆时频分析方法,其采用的高斯函数的窗长随频率变化,信号处理过程中分辨率可变,有效地解决了短时傅里叶变换因窗长不变引起的分辨率和频率分辨率之间两者不可兼得的缺陷。此外,S 变换弥补了小波变换中小波基函数及分解层数的选取缺乏自适应性的缺陷。分析改进 S 变换能量熵能够取得最优表现的原因,一方面,S 变换在分析表面肌电信号过程中窗长随频率变化,可以提供更加精确的时频信息,有效捕捉表面肌电信号频谱能量变化;另一方面,权重参数的设置可以使得 sEMG 信号频率主要变化成份对熵值的贡献更突出,且分数阶微积分可显著提高算法对信号复杂度变化的敏感度。后续可通过算法优化,提高算法实时性。

3. 6 动态肌肉疲劳测试结果

为进一步测试算法性能,本研究设计了初步动态肌肉疲劳实验,采集 5 位受试者动态肌肉疲劳表面肌电信号。选取受试者肌肉疲劳实验初期、中期与末期肱二头肌表面肌电信号,设置滑动窗长为 256,采用滑动窗算法计算表面肌电信号熵值后计算相应熵值平均值,选择平均值拟合直线并选取斜率反应算法跟随疲劳变化的性能指标,具体结果如表 8 所示。

从表 8 可以看出,动态肌肉疲劳实验中,分数阶权重 S 变换能量熵反应肌肉疲劳趋势的性能同样最优,平均斜率为-0. 562 8,分数阶权重小波包能量熵次之,平均斜率为-0. 434 1,分数阶模糊散布熵与分数阶权重小波包能量熵表现相当,平均斜率为-0. 241 8,散布熵表现最

表 8 动态疲劳实验下熵值斜率值

Table 8 Entropy slope in dynamic muscle fatigue testing

| 受试者 | 斜率       |           |           |             |               |
|-----|----------|-----------|-----------|-------------|---------------|
|     | 样本熵      | 散布熵       | 分数阶模糊散布熵  | 分数阶权重小波包能量熵 | 分数阶权重 S 变换能量熵 |
| S1  | -0.148 2 | -0.034 71 | -0.430 3  | -0.785      | -1.288        |
| S2  | -0.023 9 | -0.004 32 | -0.078 36 | -0.196 8    | -0.289 5      |
| S3  | -0.160 2 | -0.047 7  | -0.534 5  | -0.786 8    | -1.012        |
| S4  | -0.031 8 | -0.013 8  | -0.153 1  | -0.343 2    | -0.454 7      |
| S5  | -0.061 7 | -0.019 7  | -0.201 2  | -0.409 4    | -0.495 1      |
| 平均值 | -0.069 4 | -0.021 38 | -0.241 8  | -0.434 1    | -0.562 8      |

差。动态肌肉疲劳与静态肌肉疲劳实验结果类似,同样表明改进频带能量熵表现最优,跟随肌肉疲劳变化斜率绝对值最大。但本次动态肌肉疲劳实验仅涉及 5 位健康男性受试者,不同受试者动作频率、动作幅度等没有严格统一规定,且数据处理时仅选取 3 个区域的 sEMG 信号数据计算相应熵值做直线拟合,因此动态肌肉疲劳检测性能需要进一步验证。后续将扩大受试者数量,完善实验设计与数据分析,进一步验证算法检测动态肌肉疲劳的性能。

4 结 论

S 变换与小波包分解是分析非线性非平稳表面肌电信号的有效方法,可以将表面肌电信号分解为不同频段。本文结合 S 变换、小波包分解与香农熵,引入权重与分数阶理论,提出改进 S 变换能量熵与改进小波包能量熵,实现了肌肉疲劳检测,并与常用的复杂度算法,包括样本熵、散布熵、分数阶模糊散布熵进行了对比。结果表明,改进频带能量熵在噪声鲁棒性、数据稳定性、抗干扰性能方面表现均最优;改进 S 变换能量熵对肌肉疲劳敏感度最高,结果优于其他复杂度算法;此外,改进小波包能量熵检测算法也可以很好地检测肌肉疲劳,与分数阶模糊散布熵效果相当,且除散布熵外算法消耗时间最少。

伴随肌肉疲劳产生,肌肉神经传导速度下降,表面肌电信号复杂度产生下降趋势,某些频域指标如中值频率与均值频率均有左移的趋势;因此,结合频谱分布与信号复杂度可以更好地检测肌肉疲劳。现有复杂度算法多考虑表面肌电信号幅值信息,或对表面肌电信号频带能量整体处理,所有子频带能量划分为同一类即权重一致,导致各子频带能量对熵值的贡献一致。本文提出的算法考虑肌肉疲劳时 sEMG 信号频谱特性,利用 S 变换与小波包分解将表面肌电信号分解为不同频段并计算相应频段能量,结合可反应肌肉疲劳趋势的熵值斜率参数确定最优权重参数,为不同频带能量赋予相应权重,重点突出对肌肉疲劳起决定作用的频段,最终结合分数阶理论与香农熵生成分数阶权重频带熵,为肌肉疲劳检测提供了一种新方法;另一方面,改进频带能量熵最优权重参数的设

置也侧面反映了肌肉状态发生改变时 sEMG 信号的频谱特性,对某些机制不明确的肌肉状态改变,可通过最优权重参数设置寻找对肌肉状态改变贡献最大的特定频谱能量,从而为后续疾病诊断或治疗效果评估等提供基础。此外,分数阶香农熵可通过分数阶参数调整,精准控制熵值对复杂动态信号特征的响应能力。相较于香农熵,分数阶香农熵对复杂信号的动态变化响应能力更强,可捕捉细小微弱的复杂度变化,该性能可使其应用于微弱复杂度变化场景,且噪声抑制能力更强。基于模拟信号与表面肌电信号的测试结果都表明分数阶权重频带能量熵算法的抗噪抗干扰性能更优,且对复杂信号的动态变化响应能力更强。综上,改进频带能量熵算法能够更加有效地捕捉疲劳肌肉 sEMG 信号的复杂性和非线性特征,且权重参数的设置可有助于研究者理解肌肉活动的复杂性与动态变化。

本文的不足之处是没有充分考虑分数阶参数对实验结果的影响,仅仅根据 0.1~0.8 的取值范围将  $q$  设置为 0.5,后续将分析  $q$  取值对熵值影响,进一步完善最优分数阶参数设置;改进 S 变换能量熵与改进小波包能量熵算法中最优权重参数的设置也需要进一步完善,考虑权重参数归一化处理;滑动窗长大小等对实验结果的影响需要进一步研究;算法噪声鲁棒性与抗干扰性能也需要进一步探究。此外,本文静态肌肉疲劳实验参与人数过少,仅 27 例受试者且缺少年龄多样性,后续研究将进一步扩大受试者范围,分析不同年龄段以及脑卒中患者的肌肉疲劳特性。最后,本研究重点关注静态肌肉疲劳实验,后续将进一步研究动态肌肉活动场景下的肌肉疲劳检测的可行性验证。

参考文献

[ 1 ] 姚贺龙,吕东瀚,张勇,等. 基于傅里叶分解方法的肌肉疲劳状态分类研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(6):48-58.

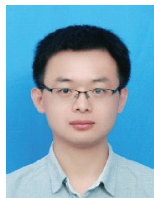
YAO H L, LYU D H, ZHANG Y, et al. Study of muscle fatigue state classification based on Fourier decomposition method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(6): 48-58.

[ 2 ] FINSTERER J. Biomarkers of peripheral muscle fatigue

- during exercise [J]. BMC Musculoskeletal Disorders, 2012, 13: 218.
- [3] PETHICK J, TALLENT J. The neuromuscular fatigue-induced loss of muscle force control[J]. Sports (Basel), 2022, 10(11): 184.
- [4] KRISHNAN B, ZANELLI S, BOUDAUD S, et al. Age-sensitive high density surface electromyogram indices for detecting muscle fatigue using core shape modelling [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 81: 104446.
- [5] CHEN F Y, LIN T Y, HUANG Y C, et al. Effectiveness of using a digital wearable plantar pressure device to detect muscle fatigue: Within-subject, repeated measures experimental design [J]. JMIR Human Factors, 2025, 12: e65578.
- [6] ZHANG Y Q, CHEN S Y, CAO W P, et al. MFFNet: Multi-dimensional feature fusion network based on attention mechanism for sEMG analysis to detect muscle fatigue [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 185: 115639.
- [7] MERLETTI R, BOTTER A, TROIANO A, et al. Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: State of the art [J]. Clinical Biomechanics, 2009, 24(2): 122-134.
- [8] ÖZGÖREN N, ARITAN S. Peak counting in surface electromyography signals for quantification of muscle fatigue during dynamic contractions [J]. Medical Engineering & Physics, 2022, 107: 103844.
- [9] 石欣,余可祺,敖钰民,等. 基于下肢 sEMG 的疲劳模糊增量熵表征方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 271-280.
- SHI X, YU K Q, AO Y M, et al. Research on entropy of incremental fuzzy entropy representation model for lower limb fatigue based on sEMG [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 271-280.
- [10] ZHOU B Y, CHEN B, SHI H J, et al. SEMG-based fighter pilot muscle fatigue analysis and operation performance research [J]. Medicine in Novel Technology and Devices, 2022, 16: 100189.
- [11] SHARIATZADEH M J, HAFSHEJANI E H, J. MITCHELL C, et al. Predicting muscle fatigue during dynamic contractions using wavelet analysis of surface electromyography signal [J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2023, 43(2): 428-441.
- [12] WANG J, SUN Y, SUN S. Recognition of muscle fatigue status based on improved wavelet threshold and CNN-SVM [J]. IEEE Access, 2020, 8: 207914-207922.
- [13] 刘光达,董梦坤,许蓝予,等. 手臂疲劳时表面肌电信号特征 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21(25): 10690-10696.
- LIU G D, DONG M K, XU L Y, et al. Characteristic analysis of surface electromyography signal in arm fatigue [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(25): 10690-10696.
- [14] DE LUCA C J. Myoelectrical manifestations of localized muscular fatigue in humans [J]. Critical Reviews in Biomedical Engineering, 1984, 11(4): 251-279.
- [15] STULEN F B, DELUCA C J. Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1981, BME-28(7): 515-523.
- [16] RAMPICHINI S, VIEIRA T M, CASTIGLIONI P, et al. Complexity analysis of surface electromyography for assessing the myoelectric manifestation of muscle fatigue: A review [J]. Entropy, 2020, 22(5): 529.
- [17] WANG S R, TANG H, WANG B, et al. Analysis of fatigue in the biceps brachii by using rapid refined composite multiscale sample entropy [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 67: 102510.
- [18] WANG X J, DONG D P, CHI X K, et al. sEMG-based consecutive estimation of human lower limb movement by using multi-branch neural network [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102781.
- [19] POTVIN J R, BENT L R. A validation of techniques using surface EMG signals from dynamic contractions to quantify muscle fatigue during repetitive tasks [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 1997, 7(2): 131-139.
- [20] ASHRAF H, SHAFIQ U, SAJJAD Q, et al. Variational mode decomposition for surface and intramuscular EMG signal denoising [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 82: 104560.
- [21] MA S H, LYU B, LIN C, et al. EMG signal filtering based on variational mode decomposition and sub-band thresholding [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2021, 25(1): 47-58.
- [22] GAO W, LI B L. Wavelet analysis of coherent structures at the atmosphere-forest interface [J]. Journal of Applied Meteorology, 1993, 32(11): 1717-1725.
- [23] JIAO X T, DING K, HE G L. An algorithm for improving the coefficient accuracy of wavelet packet analysis [J]. Measurement, 2014, 47(1): 207-220.
- [24] SUN Y K, CAO Y, LI P. Fault diagnosis for train plug door using weighted fractional wavelet packet decomposition energy entropy [J]. Accident Analysis &

- Prevention, 2022, 166: 106549.
- [25] SUN Y X, ZHUANG C, XIONG Z. Real-time chatter detection using the weighted wavelet packet entropy[C]. 2014 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2014: 1652-1657.
- [26] XU K X, WANG J. Weighted fractional permutation entropy and fractional sample entropy for nonlinear Potts financial dynamics [J]. Physics Letters A, 2017, 381(8): 767-779.
- [27] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: The S transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44 (4): 998-1001.
- [28] LOPES G N, MENEZES T S, SANTOS G G, et al. High impedance fault detection based on harmonic energy variation via S-transform [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 136: 107681.
- [29] MACHADO J T. Fractional order generalized information[J]. Entropy, 2014, 16(4): 2350-2361.
- [30] HE S B, SUN K H, WANG R X. Fractional fuzzy entropy algorithm and the complexity analysis for nonlinear time series [J]. European Physical Journal Special Topics, 2018, 227: 943-957.
- [31] ZHOU C J, HE L K, LIAO X Y, et al. Ensemble fractional fuzzy dispersion entropy: A low bias approach for data analysis [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 160: 111953.
- [32] BENEDICKS M, CARLESON L. The dynamics of the Hénon map[J]. Annals of Mathematics, 1991, 133(1): 73-169.
- [33] HU B H, WANG Y, MU J S. A new fractional fuzzy dispersion entropy and its application in muscle fatigue detection [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2024, 21(1): 144-169.
- [34] YOON W J, SHIN G. Muscle fatigue tracking during dynamic elbow flexion-extension movements with a varying hand load[J]. Applied Ergonomics, 2024, 116: 104217.
- [35] MOTA-CARMONA J R, PÉREZ-ESCAMIROSA F, MINOR-MARTÍNEZ A, et al. Muscle fatigue detection in upper limbs during the use of the computer mouse using discrete wavelet transform: A pilot study [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 76: 103711.
- [36] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [37] ZHANG X, ZHOU P. Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2012, 22(6): 901-907.
- [38] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [39] HECKE T V. Power study of ANOVA versus Kruskal Wallis test [J]. Journal of Statistics and Management Systems, 2012, 15(2-3): 241-247.
- [40] WANG Y T, WANG D. Investigations on sample entropy and fuzzy entropy for machine condition monitoring: Revisited [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34: 125104.
- [41] 胡保华, 朱宗俊, 刘正士等. 基于改进样本熵的牵张反射起始点检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 1-9.
- HU B H, ZHU Z J, LIU ZH SH, et al. Stretch reflex onset detection based on modified sample entropy [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 1-9.

## 作者简介



胡保华, 2012 年于南昌大学获得学士学位, 2018 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为合肥大学讲师, 主要研究方向为康复机器人与信号处理。

E-mail: hanyu19900205@126.com

**Hu Baohua** received his B. Sc. degree from Nanchang University in 2012 and his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2018. Now he is a lecturer at Hefei University. His main research interests include rehabilitation robots and signal processing.



梅加明 (通信作者), 2006 年于皖南医学院获得学士学位, 2009 年于安徽医科大学获得硕士学位, 2017 年于山东大学获得博士学位, 现为中国科学技术大学附属第一医院 (安徽省立医院) 副教授, 主要研究方向为运动障碍性疾病基础与临床。

E-mail: doctormeijiaming@163.com

**Mei Jiaming** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wannan Medical College in 2006, M. Sc. degree from Anhui Medical University in 2009, and Ph. D. degree from Shandong University in 2017, respectively. Now he is an associate professor at the First Affiliated Hospital of University of Science and Technology of China (Anhui Provincial Hospital). His main research interests include the basic and clinical aspects of movement disorders.