

文章编号:1008-1542(2023)02-0103-09

一种基于 sEMG 信号多重分形的肌肉 疲劳特征分析方法

谷中历, 张霞, 徐梓桓, 李嘉琳, 夏方方

(重庆交通大学机电与车辆工程学院, 重庆 400074)

摘要:针对由表面肌电信号(sEMG)非平稳、非线性、自相似性等复杂特性导致的肌肉疲劳估计不准的问题,提出一种基于sEMG信号多重分形降趋移动平均法(MFDMA)的肌肉疲劳特征分析方法。首先,利用MFDMA方法对采集的sEMG信号、洗牌信号和高斯白噪声信号进行非线性动力学分析;其次,利用MFDMA方法计算sEMG信号的多重分形谱宽度、Hurst指数变化差值、概率测度值和峰值奇异指数4种多重分形特征;最后,利用 t -检验法分析肌肉疲劳与非疲劳状态下的多重分形特征的显著差异性。结果表明,MFDMA方法能够描述sEMG信号的多重分形行为,谱宽等多重分形特征在肌肉疲劳与非疲劳状态下具有显著性差异。所提方法能够可靠表征运动性肌肉疲劳,可为肌肉疲劳识别模型建构、康复医学研究提供特征参考。

关键词:康复工程学;表面肌电信号;多重分形;肌肉疲劳;非线性特性

中图分类号:N941.7 文献标识码:A DOI:10.7535/hbkd.2023yx02001

A method for analyzing muscle fatigue characteristics based on sEMG signal multifractal

GU Zhongli, ZHANG Xia, XU Zihuan, LI Jialin, XIA Fangfang

(School of Mechanical, Electrical and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: Aiming at the problem that surface EMG signals (sEMG) are inaccurate in estimating muscle fatigue due to their non-stationary, nonlinear, self-similarity and other complex characteristics, a method for analyzing muscle fatigue characteristics based on sEMG signal multifractal downtrend moving average method (MFDMA) was proposed. Firstly, the MFDMA method was used to analyze the nonlinear dynamics of the collected sEMG signal, shuffle signal and Gaussian white noise signal; secondly, MFDMA method was used to calculate the multifractal spectrum width, Hurst exponent variation

收稿日期:2023-01-10;修回日期:2023-03-01;责任编辑:冯民

基金项目:国家自然科学基金(51505048);重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-K201900702);重庆市基础与前沿研究计划(cstc2019jcyj-msxmX0292);交通工程应用机器人重庆市工程实验室资助项目(CELTEAR-KFKT-202101)

第一作者简介:谷中历(1997—),男,四川平昌人,硕士研究生,主要从事肌电信号解码技术、人体运动意图识别等方面的研究。

通信作者:张霞教授。E-mail:zhangx82@cqjtu.edu.cn

谷中历,张霞,徐梓桓,等.一种基于sEMG信号多重分形的肌肉疲劳特征分析方法[J].河北科技大学学报,2023,44(2):103-111.

GU Zhongli, ZHANG Xia, XU Zihuan, et al. A method for analyzing muscle fatigue characteristics based on sEMG signal multifractal [J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2023, 44(2): 103-111.

difference, probability measure value and peak singularity exponent of sEMG signal; finally, the significant difference in multifractal characteristics between muscle fatigue and non-fatigue state was analyzed by t-test. The results show that MFDMA method can describe the multifractal behavior of sEMG signal, and the multifractal characteristics such as spectral width have significant differences between muscle fatigue and non-fatigue state. The proposed method can reliably characterize exercise-induced muscle fatigue, and provide some feature reference for muscle fatigue recognition model and rehabilitation medicine research.

Keywords: rehabilitation engineering; surface electromyography signal; multifractal; muscle fatigue; nonlinear characteristics

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是一种记录肌肉组织电活动的非侵入性技术^[1],它能够客观、实时地反映肌肉的活动状态,携带着丰富的电生理信息,近年来广泛应用于力量训练、医疗康复外骨骼人机交互控制、人体运动意图检测、康复训练过程中的肌肉疲劳估计等领域^[2-3]。在进行康复训练时,肌肉的持续反复收缩容易引发肌肉疲劳和肌肉力量快速下降,严重时会造成人体肌肉损伤^[4]。因此,准确估计肌肉疲劳状态在神经肌肉学和康复医学领域具有重要意义。

运动性肌肉疲劳是指运动活动引起相关肌肉产生最大收缩力量或输出功率暂时性降低的生理现象。近年来,基于 sEMG 信号解码技术与人工智能技术融合的肌肉疲劳估计方法获得广泛关注^[5-6]。但由于 sEMG 信号的高度非平稳、非线性和复杂性^[7],基于 sEMG 的肌肉疲劳估计往往高度依赖于信号滤波降噪、特征提取等预处理的合理性。其中,由于肌电特征的选取直接影响识别模型的性能,肌电信号的特征分析与提取过程显得尤为重要。目前,常用的特征提取技术包括时域分析技术和基于快速傅里叶变换的频域分析技术^[8]。这些时域、频域分析技术是以表面肌电信号平稳为假设前提的线性分析技术,对表面肌电信号中的复杂瞬变的非线性特征的研究存在局限性。针对该问题,研究人员引入小波变换、短时傅里叶变换、希尔伯特-黄变换以及 Cohen 类时频分布^[9-11]等时频分析技术发展了肌电信号特征分析技术。相比于时域、频域分析,时频分析能够详细描述非平稳信号任意时刻的频率分布。然而,时频分析仍然假定信号来自线性肌肉系统,虽然在提供信号各个时刻和频率处的能量密度信息方面有所改善,但对肌电特征的非线性动力学特征的描述仍然存在局限性。

为此,一些研究人员围绕肌电信号的自相似性、不均匀性、复杂性等非线性动力学特性^[12],引入分形理论,发展了 sEMG 信号非线性动力学特征研究方法,并已成为当前的一个研究热点^[13]。许全盛等^[14]为探索力量训练负荷和肌肉疲劳对 sEMG 非线性特征的作用规律,采用 Katz 算法提取了分形维数、多尺度熵等指标,结果表明分形维数能较好地评估肌肉的疲劳状态。BIANCARDI 等^[15]运用 Katz 方法计算了篮球运动员下肢肌肉 sEMG 的分形维数,结果表明提取的参数有助于评估肌肉的参与程度。BERETTA-PICCOLI 等^[16]利用盒计数法估计分形维数,验证了分形维数不能被认为是疲劳收缩过程中运动单位同步的唯一指标。上述方法是对整个信号中的某个单一标度特性进行描述,因而归纳为单分形方法。然而,单分形技术提取的某个单一分形维数不具备对整个肌电信号复杂非线性特征的普适性,仅用单一分形维数来描述动态肌肉疲劳过程中产生的 sEMG 复杂的非线性动力学演化过程是不够的。

上述分析表明,对于这种由复杂神经肌肉系统产生的具有分形结构的生理电信号,需要利用多重分形技术更进一步地探索肌电信号不同层次的局部特征变化。多重分形是指可分解成不同的子集,每个子集都有其独特的分形维数。多重分形通常用一个谱来描述,表示子集及其相应的分形维数^[17]。用于计算多重分形谱的算法主要包括配分函数法、多重分形降趋波动分析法(multifractal detrended fluctuation analysis, MFDFA)^[18]、多重分形降趋移动平均法(multifractal detrended moving average, MFDMA)等^[19]。当一维信号序列的数据点数较小时,MFDMA 方法的运动时间比 MFDFA 的时间更短,计算复杂度更低,算法的性能更好^[20]。以上多重分形方法已应用于心电、脑电信号的非线性特性分析。例如,FRANÇA 等^[21]利用脑电图(EEG)和模拟数据,比较了单分形和多重分形方法对信号方差的敏感性。LI^[22]利用 MFDFA 方法提取多重分形特征,定量比较健康和充血性心力衰竭的心律序列复杂性;MAHANANTO 等^[23]利用 MFDFA 方法,确定心率变异性参数预测脓毒症患者短期预后的能力。然而,目前鲜有文献将多重分形技术应用于动态肌肉疲劳特征分析,且对下肢肌肉疲劳研究还相对较少。本文引入 MFDMA 方法开展肌电信号非线性特征分析与提取方法研究,运用统计学方法确定肌肉疲劳与非疲劳状态对比组下的非线性特征的差异显著性,

为肌肉疲劳识别模型研究提供新的特征参考。

1 sEMG 信号采集及预处理

1.1 实验设备及对象

本研究利用意大利 OT Bioelettronicas. n. c 公司的可穿戴无线肌电采集设备采集 sEMG 信号,该设备可以同时采集 14 块肌肉的肌电信号,采样频率为 2 048 Hz。为确保实验的科学性、严谨性,实验前对受试者进行了必要的健康告知、实验过程指导与培训、风险提示等,并要求受试者在实验开始前 24 h 内充分地休息,禁止剧烈运动。征集受试者 10 名,男性,年龄为 (23 ± 2) 岁,身高为 (171 ± 10) cm,体重为 (60 ± 8) kg。肌电数据硬件处理器为 AMD Ryzen7 4800H 2.90 GHz,内存为 16 GB,数值计算软件为 MATLAB R2022b。

1.2 实验方法

采集受试者坐姿下膝关节往复屈伸运动时的股内侧肌(vastus medialis, VM)、股外侧肌(vastus Lateralis, VL)、股直肌(rectus femoris, RF)的 sEMG 信号,电极粘贴部分需用 75% (体积分数)酒精擦拭皮肤,以提高采集数据的可靠性。膝关节运动范围是 $5^\circ \sim 80^\circ$ 。为了加快肌肉疲劳过程,在受试者踝关节处绑缚了 3 kg 的沙袋,实验场景示意图如图 1 所示。当受试者腿部肌肉发生剧烈震颤或感觉主观疲劳时则停止实验,休息 20 min 再重复以上实验步骤。每人每天最多采集 5 组数据,测量开始后和实验结束前的一个屈伸周期的 sEMG 信号用作疲劳和非疲劳对比组的数据分析。此外,为便于归一化处理,实验前对各受试者的各肌肉进行了最大自主收缩(maximum voluntary contraction, MVC)时的 sEMG 信号采集^[24]。

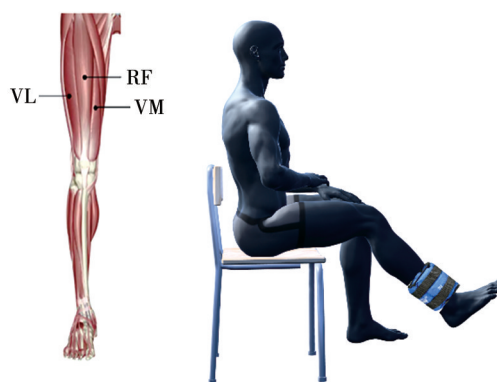


图 1 采集肌肉分布和实验场景示意图

Fig. 1 Schematic of muscle distribution and experimental scenarios

1.3 数据预处理

由于 sEMG 的有效信号范围在 0~500 Hz 之间,主要能量集中在 20~400 Hz,对所采集的数据首先利用 50 Hz 陷波器滤除工频干扰,再利用 4 阶巴特沃斯带通滤波器在 20~350 Hz 之间进行带通滤波,同时利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)去除信号中基线漂移的影响。滤波后的表面肌电信号如图 2 所示,从上至下依次显示了股直肌、股外侧肌、股内侧肌的滤波前和滤波后的表面肌电信号。

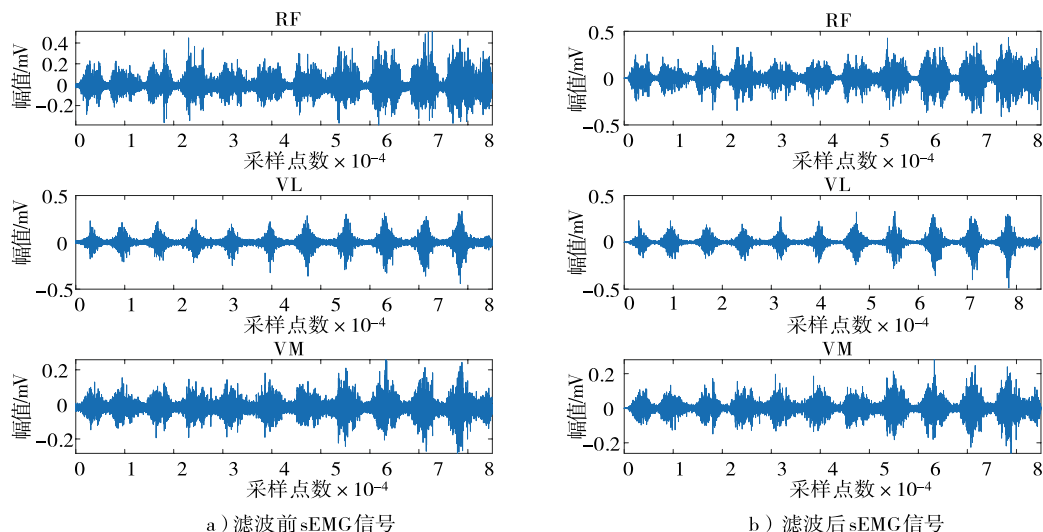


图 2 去噪前后的表面肌电信号

Fig. 2 Surface EMG signals before and after denoising

本文采用包络阈值法^[25]检测代表人体动作执行意图的有效肌电信号,该有效信号又称为活动段。在周期性收缩实验中,通过对数据活动段进行分割可以降低计算冗余,保留运动生理信息,有利于进行多重分形分析。图 3 显示了表面肌电信号的包络线与分割的活动片段。

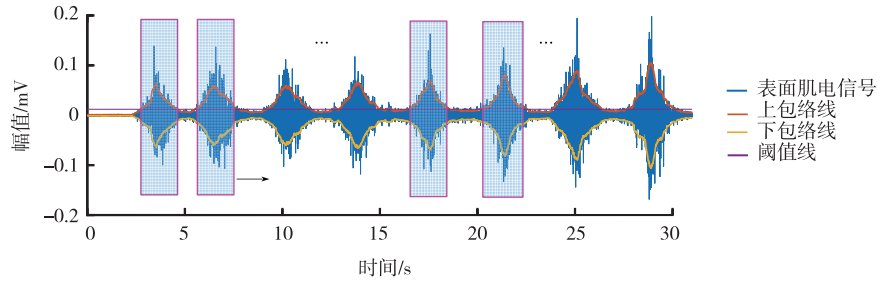


图3 基于包络阈值法的活动段分割

Fig. 3 Active segment segmentation based on the envelope threshold method

2 sEMG 信号的多重分形特征

2.1 MFDMA 算法

MFDMA 算法是估计多重分形测度最常用的方法之一,计算方法步骤如下。

步骤 1:给定时间序列 $x(t)$,时间点为 $x(1), x(2), \dots, x(N)$,构造时间序列:

$$y(t) = \sum_{t=1}^N x(t), \quad t = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

步骤 2:计算尺度值为 s 的时间窗上的移动平均值:

$$\tilde{y}(t) = \frac{1}{s} \sum_{k=-\lfloor (s-1)\theta \rfloor}^{\lfloor (s-1)(1-\theta) \rfloor} y(t-k), \quad (2)$$

式中: $\theta \in [0, 1]$ 表示移动平均值的位置; $\lfloor x \rfloor$ 表示小于等于 x 的最大非负整数; $\lceil x \rceil$ 表示大于等于 x 的最小非负整数。当 $\theta=0$ 时,移动平均函数可表示为

$$\tilde{y}(t) = \frac{1}{s} \sum_{k=0}^{s-1} y(t-k). \quad (3)$$

步骤 3:计算信号的残差时间序列:

$$e(i) = y(t) - \tilde{y}(t). \quad (4)$$

将残差序列 $e(i)$ 划分成大小相同的 N_n 个互不相交的区间段,每个区间段取 n 个数据, $N_n = \lfloor (N-n+1)/n \rfloor$, $3 \leq n \leq (N+1)/11$ 。

步骤 4:计算局部均方根值:

$$F(s) = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s e^2[(v-1)s+i]}, \quad v = 1, 2, \dots, N_n. \quad (5)$$

步骤 5:计算全局 q 阶均方根值,即波动函数被描述为

$$F_q(s) = \begin{cases} \left\{ \frac{1}{2N_n} \sum_{v=1}^{2N_n} [F_v(s)]^q \right\}^{\frac{1}{q}}, & q \neq 0, \\ \exp \left\{ \frac{1}{2N_n} \sum_{v=1}^{2N_n} \ln [F_v(s)] \right\}, & q = 0. \end{cases} \quad (6)$$

步骤 6:改变尺度 s ,可以通过以下方法得到 $F_q(s)$ 与标度 s 之间的幂律关系:

$$F_q(s) \sim s^{H(q)}, \quad (7)$$

式中 $H(q)$ 表示 q 阶 Hurst 指数。此时多重分形质量指数 $\tau(q)$ 可以定义为

$$\tau(q) = qH(q) - D_f, \quad (8)$$

式中 D_f 为多重分形信号的拓扑维数,本文研究的表面肌电信号为一维时间序列信号,故 $D_f=1$ 。多重分形谱 $f(\alpha)$ 和奇异性强度函数 $\alpha(q)$ 可以通过 Legendre 变换得到:

$$\alpha(q) = \frac{d\tau(q)}{dq}, \quad (9)$$

$$f(\alpha) = q\alpha(q) - \tau(q). \quad (10)$$

通过上述流程可以计算复杂信号的多重分形谱宽 $\Delta\alpha$ 及 Hurst 指数变化差值特征 ΔH 。

$$\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}, \quad (11)$$

$$\Delta H = H_{\max} - H_{\min} \quad (12)$$

此外,为了更全面地表征肌肉疲劳状态,在后续的非线性特性分析中,同时引入概率测度差和峰值奇异指数 2 个非线性指标^[26-27]。其中,概率测度差 Δf 可表示为

$$\Delta f = f(\alpha_{\max}) - f(\alpha_{\min}) \quad (13)$$

峰值奇异指数 HMAX 可表示为

$$HMAX = \alpha, \quad q = -5 \quad (14)$$

2.2 肌电信号的多重分形行为

为明确肌电信号的多重分形行为,利用 MFDMA 算法对表面肌电信号、表面肌电洗牌(Shuffled)信号、高斯白噪声进行非线性动力学分析,如图 4 所示。Shuffled 是一个重组信号的过程,该方法消除了表面肌电信号中的相关性,同时保持原概率分布。预设参数 q 的取值范围为 $-5 \sim 5$,移动窗的位置参数 θ 值取 0,尺度 s 区间设为 $10 \sim 410$ 并均匀分成 30 个尺度,得到如图 5 所示的多重分形谱及相关参数的变化曲线。

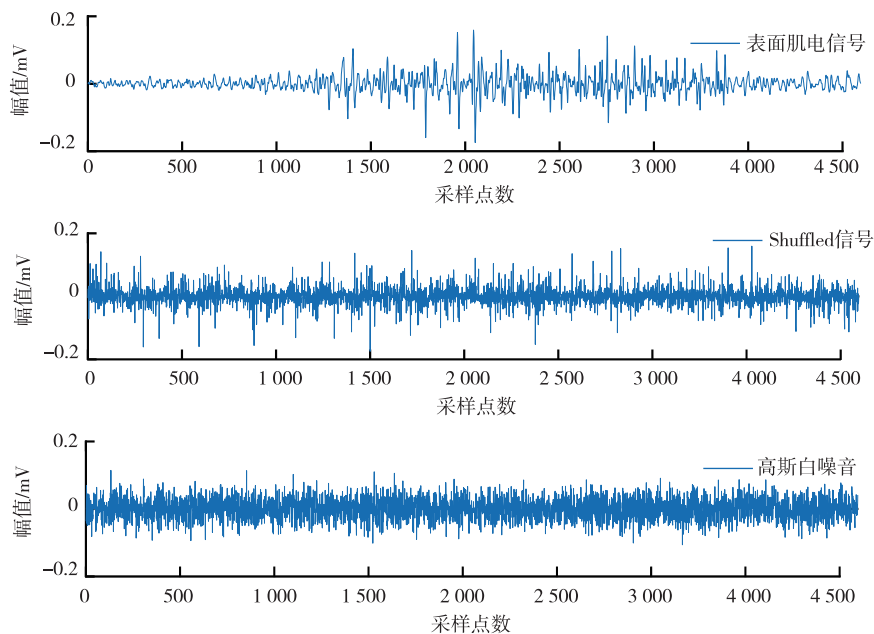


图 4 表面肌电信号、Shuffled 信号和高斯白噪声信号

Fig. 4 Surface EMG, Shuffled signal, and Gaussian white noise signal

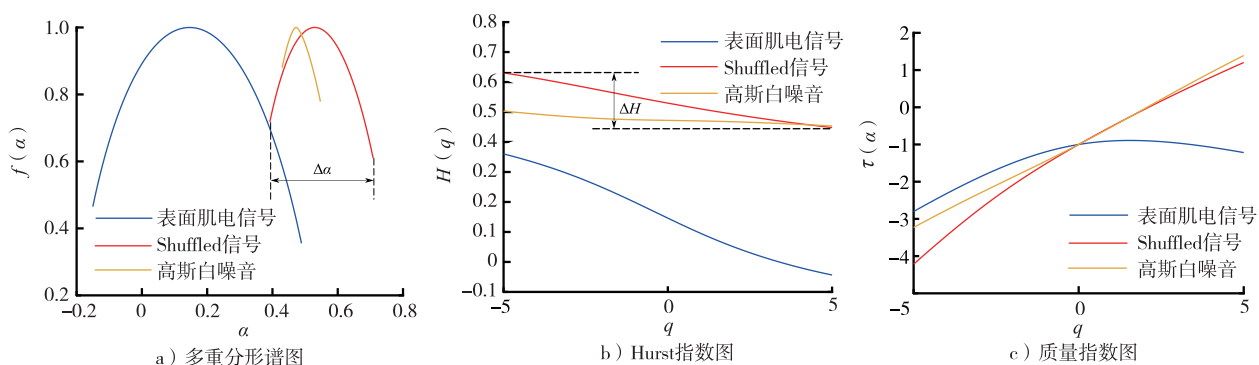


图 5 表面肌电信号、Shuffled 信号和高斯白噪声信号的多重分形分析结果

Fig. 5 MFDMA analysis results of surface EMG signals, Shuffled signals, and Gaussian white noise signals

图 5 a)显示了多重分形谱 $f(\alpha)$ 与奇异指数 α 的函数关系曲线。其中, $\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ 代表谱的宽度,反映了时间序列在整个分形结构上概率测度分布的不均匀程度^[28],值越大则表明该类信号的多重分形强度高,具有多重分形特性。可以发现,表面肌电信号的多重分形谱的宽度远大于 Shuffled 信号与高斯白噪声,

且高斯白噪声谱宽最小,即表面肌电信号的概率测度分布更加不均匀,多重分形更加强烈。

图 5 b)为 3 类信号不同阶数下的 Hurst 指数变化曲线。其中, $\Delta H = H_{\max} - H_{\min}$ 代表 Hurst 曲线变化差值,是衡量信号多重分形特性的一个重要指标,可以看出 3 种信号中高斯白噪声的 ΔH 最小且 Hurst 指数随着阶数 q 的变换而稳定在 0.5,表明此类信号的波动特性及自相似性较弱。Shuffled 信号的 Hurst 指数随着阶数 q 的变化逐渐趋近 0.5,而表面肌电信号的 Hurst 指数值在 $-0.05 \sim 0.36$ 之间,同时 ΔH 值最大,体现了肌电信号非平稳性与强烈的波动行为。

图 5 c)表面肌电信号的质量指数 $\tau(q)$ 与阶数 q 之间为非线性关系是一个凸函数,体现了多重分形特性。Shuffled 信号的非线性程度较低,即多重分形程度较弱,而高斯噪音信号表现出近似线性关系,反映了该信号具有单分形特性。通过对比 3 种信号的多重分形特性可以发现,信号之间的动力学机制不同,则会表现为多重分形谱及其相关参数之间的差异。

以上结果表明,肌电信号具有概率测度分布的不均匀、非平稳、自相似性强的典型多重分形特性,传统的时域、频域、时频域分析技术对肌电信号的研究存在局限性,采用多重分形技术对 sEMG 信号的特性分析是极其必要的。

3 非疲劳与疲劳对照组多重分形特征提取实验

为探究肌肉疲劳过程中表面肌电信号的多重分形特性变化,本节采用前述多重分形算法对标记段进行特征提取,并采用统计学方法探讨非疲劳与疲劳对照组多重分形特征的差异性。需要说明的是,将信号的第 1 个活动段和最后一个活动段分别标记为非疲劳状态与疲劳状态。

利用式(1)一式(14)计算得到的多重分形谱与 Hurst 指数如图 6 所示。由图 6 可知,肌肉非疲劳时,多重分形谱的宽度 $\Delta\alpha$ 约为 0.523, Hurst 曲线变化差值 ΔH 约为 0.402, 概率测度 $f(\alpha)$ 由 0.518 变化到 0.436, 测度差 Δf 约为 0.082, 峰值奇异指数 HMAX 约为 0.405; 肌肉疲劳时,多重分形谱的宽度 $\Delta\alpha$ 约为 0.832, Hurst 曲线变化差值 ΔH 约为 0.621, 概率测度 $f(\alpha)$ 由 0.628 变化到 0.207, 测度差 Δf 约为 0.421, 峰值奇异指数 HMAX 达到 0.727。此外,由图 6 b)可知,阶数 $q \in [-5, 0]$ 区间肌肉疲劳时的 H 值更高,而阶数 $q \in [0, 5]$ 区间肌肉非疲劳 H 值略高,这表明表面肌电信号 $H(q)$ 大小取决于阶数 q 的变化,阶数越小疲劳与非疲劳的 Hurst 指数的差异越明显,说明信号 ΔH 特征的提取结果与阶数的取值有关。以上结果表明,肌肉疲劳时的多重分形谱的宽度 $\Delta\alpha$ 和 Hurst 曲线变化差值 ΔH 、概率测度差值 Δf 、峰值奇异指数 HMAX 均大于非疲劳,且在非疲劳状态时多重分形谱沿 $\alpha = 0.18$ 近似轴对称,而疲劳后对称趋势明显减小。考虑影响特征变化的因素,认为随着疲劳程度加深,肌肉动态收缩过程中运动单位放电速率波动变大,导致 ΔH 特征参数增大;又由于肌肉疲劳时,运动单位募集数量增加、运动单位时空非线性耦合复杂度增加,导致表面肌电信号的多重分形程度越高,混沌性也增强。

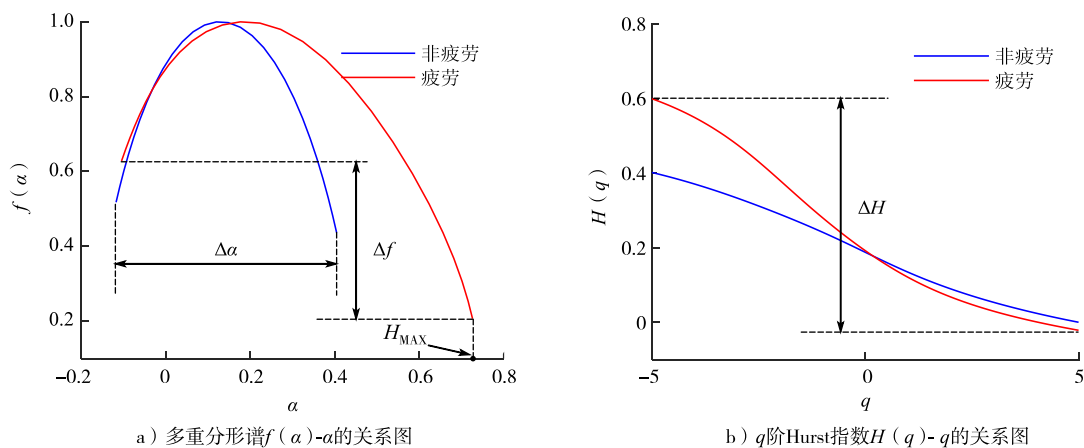


图 6 疲劳与非疲劳对照组多重分形特征提取

Fig. 6 Example of multifractional feature extraction from fatigue versus non-fatigue comparison group

以上对照结果表明,利用 MFDMA 算法提取的多重分形谱的宽度 $\Delta\alpha$ 和 Hurst 曲线变化差值 ΔH 、概率测度差 Δf 、峰值奇异指数 HMAX 在疲劳与非疲劳情形下是有直观差异的。

为进一步明确 MFDMA 算法提取的多重分形谱宽度 $\Delta\alpha$ 和 Hurst 曲线变化差值 ΔH 、概率测度差 Δf 、峰值奇异指数 HMAX 在非疲劳与疲劳情景下是否存在统计学意义上的差异,运用 t -检验法观察了 10 名受试者非疲劳与疲劳情况下的上述肌电信号特征平均值的差异。

图 7 显示了 $\Delta\alpha$ 、 ΔH 、 Δf 、HMAX 4 种多重分形特征的散点图。由图 7 a)、图 7 b)、图 7 d)可知, $\Delta\alpha$ 、 ΔH 、HMAX 特征在非疲劳和疲劳状态下具有明显的特征区分,2 种状态的特征重合率较小,而图 7 c)对应的 Δf 特征重合较多,区分不明显。利用 t -检验法研究了非疲劳和疲劳状态下 4 种特征的统计显著性,对照组状态下各特征的平均值与 P 值如表 1 所示。结果表明,运用 MFDMA 算法从多重分形谱中提取的 $\Delta\alpha$ 、 ΔH 和 HMAX 3 个特征对区分肌肉是否疲劳具有显著的统计学意义($P < 0.01$)。相比较而言,概率测度差 Δf 差异性较小。该结果可为基于机器学习和深度学习的肌肉疲劳识别模型提供新的特征参考。

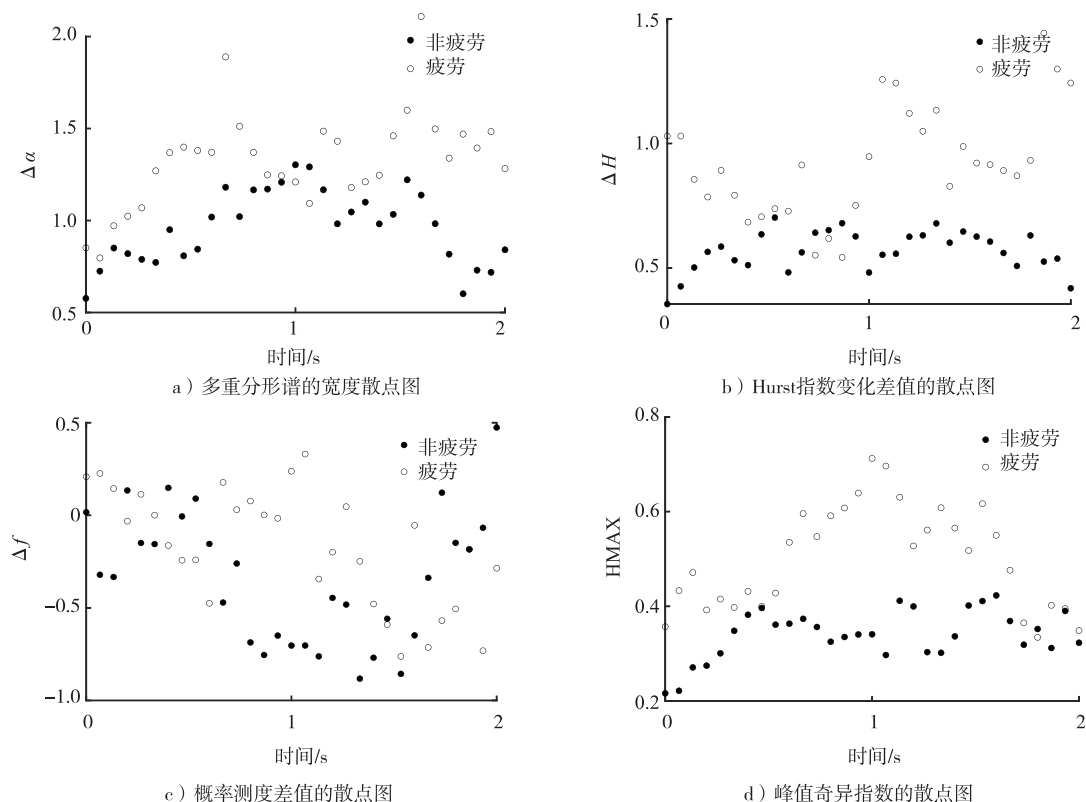


图 7 疲劳与非疲劳对照组多重分形特征散点图

Fig. 7 Fatigue vs. non-fatigue comparison group multifractal feature scatter plots

表 1 对照组各特征的统计学差异

Tab. 1 Statistical differences in the characteristics of the comparison groups

特征	非疲劳平均值	疲劳平均值	P
$\Delta\alpha$	0.903 4	1.241 4	0.000 0
ΔH	0.534 3	0.874 1	0.000 0
Δf	-0.417 2	-0.496 0	0.064 7
HMAX	0.339 3	0.571 4	0.000 0

4 结 语

本文以坐姿状态膝关节屈伸运动中的肌肉疲劳特性分析为对象,提出了基于 MFDMA 算法的肌电疲劳特征分析方法,开展了肌电信号采集、预处理、基于 MFDMA 算法的非线性特征分析和统计学 t -检验法等研究工作。研究表明,MFDMA 算法能够描述表面肌电信号的多重分形行为,疲劳与非疲劳对照组下的多重分形谱宽 $\Delta\alpha$ 和 Hurst 指数变化差值 ΔH 、峰值奇异值数 HMAX 具有强显著性,证明 MFDMA 法能够可靠

表征运动性肌肉疲劳,为肌肉疲劳评估方法提供了新的思路和特征参考。

基于 MFDMA 算法所提取的非线性参数是否为最佳还有待进一步研究,算法耗时与传统时域/频域方法相比还较长。后续工作拟对 MFDMA 优化改进以提高算法的计算效率,并利用 sEMG 信号非线性特性开展肌肉疲劳识别模型构建与性能评价研究。

参考文献/References:

- [1] DHINDSA I S, AGARWAL R, RYAIT H S. Performance evaluation of various classifiers for predicting knee angle from electromyography signals[J]. *Expert Systems*, 2019, 36(3). DOI: 10.1111/exsy.12381.
- [2] ZHANG Xu, ZHU Ge, CHEN Maoqi, et al. Muscle force estimation based on neural drive information from individual motor units[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2020, 28(12): 3148-3157.
- [3] LIU Quan, LIU Yang, ZHANG Congsheng, et al. sEMG-based dynamic muscle fatigue classification using SVM with improved whale optimization algorithm[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(23): 16835-16844.
- [4] ROGERS D R, MACISAAC D T. A comparison of EMG-based muscle fatigue assessments during dynamic contractions[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2013, 23(5): 1004-1011.
- [5] ZHANG Yongqing, CHEN Siyu, CAO Wenpeng, 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. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.115639.
- [6] 曹昂, 张坤嘉, 刘睿, 等. 基于表面肌电信号的肌肉疲劳状态分类系统[J]. *计算机应用*, 2018, 38(6): 1801-1808.
CAO Ang, ZHANG Shenjia, LIU Rui, et al. Muscle fatigue state classification system based on surface electromyography signal[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(6): 1801-1808.
- [7] NA Y, KIM J. Dynamic elbow flexion force estimation through a muscle twitch model and sEMG in a fatigue condition[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(9): 1431-1439.
- [8] 刘光达, 许蓝予, 肖若兰, 等. 基于 FGNN 算法的 sEMG 肌肉疲劳分类方法[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(19): 8370-8377.
LIU Guangda, XU Lanyu, XIAO Ruolan, et al. Muscle fatigue classification method of sEMG signal based on FGNN algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(19): 8370-8377.
- [9] BOYER M, BOUYER L, ROY J S, et al. A real-time algorithm to estimate shoulder muscle fatigue based on surface EMG signal for static and dynamic upper limb tasks[C]//2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). Mexico City: IEEE, 2021: 100-106.
- [10] 刘光达, 董梦坤, 张守伟, 等. 基于 KPCA-SVM 的表面肌电信号疲劳分类研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(10): 1-8.
LIU Guangda, DONG Mengkun, ZHANG Shouwei, et al. Research on fatigue classification of surface EMG signal based on KPCA and SVM[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(10): 1-8.
- [11] TORRES-CASTILLO J R, LÓPEZ-LÓPEZ C O, PADILLA-CASTAÓEDA M A. Neuromuscular disorders detection through time-frequency analysis and classification of multi-muscular EMG signals using Hilbert-Huang transform[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 71. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.103037.
- [12] 熊安斌, 赵新刚, 韩建达, 等. 基于混沌理论的面瘫患者表面肌电信号分析[J]. *科学通报*, 2013, 58(sup2): 152-165.
XIONG Anbin, ZHAO Xingang, HAN Jianda, et al. Chaotic analysis of EMG on the patients of facial paralysis[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2013, 58(sup2): 152-165.
- [13] ZHAO Kunkun, WEN Haiying, ZHANG Zhisheng, et al. Fractal characteristics-based motor dyskinesia assessment[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 68. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.102707.
- [14] 许全盛, 白茹雪, 李世明. 力量训练负荷和肌肉疲劳对表面肌电非线性参数的双重调节[J]. *中国体育科技*, 2022, 58(8): 83-90.
XU Quansheng, BAI Ruxue, LI Shiming. Strength training load and muscle fatigue cooperatively modulates the nonlinear parameters of surface electromyography[J]. *China Sport Science and Technology*, 2022, 58(8): 83-90.
- [15] BIANCARDI C M, CHUMINO R, GIANNEECHINI G. Linear correlation between the fractal dimension of surface EMG signals and the peak power of vertical jumps[C]//2021 IEEE URUCON. Montevideo: IEEE, 2021: 223-226.
- [16] BERETTA-PICCOLI M, CESCO C, VISTARINI A, et al. Motor unit synchronization and firing rate correlate with the fractal dimension of the surface EMG: A validation study[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2023, 167. DOI: 10.1016/j.chaos.2022.113021.
- [17] 王祖林, 周荫清. 多重分形谱及其计算[J]. *北京航空航天大学学报*, 2000, 26(3): 256-258.
WANG Zulin, ZHOU Yinqing. Multifractal spectrum and calculation[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2000, 26(3): 256-258.
- [18] KANTELHARDT J W, ZSCHIEGNER S A, KOSCIELNY-BUNDE E, et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2002, 316(1/2/3/4): 87-114.
- [19] GU Gaofeng, ZHOU Weixing. Detrending moving average algorithm for multifractals[J]. *Physical Review E*, 2010, 82(1). DOI: 10.1103/PhysRevE.82.011136.
- [20] 奚彩萍, 张淑宁, 熊刚, 等. 多重分形降趋波动分析法和移动平均法的分形谱算法对比分析[J]. *物理学报*, 2015, 64(13). DOI: 10.7498/

- aps. 64. 136403.
- XI Caiping, ZHANG Shuning, XIONG Gang, et al. A comparative study of multifractal detrended fluctuation analysis and multifractal detrended moving average algorithm to estimate the multifractal spectrum[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(13). DOI: 10. 7498/aps. 64. 136403.
- [21] FRANÇA L G S, MIRANDA J G V, LEITE M, et al. Fractal and multifractal properties of electrographic recordings of human brain activity: Toward its use as a signal feature for machine learning in clinical applications[J]. *Frontiers in Physiology*, 2018, 9. DOI: 10. 3389/fphys. 2018. 01767.
- [22] LI Shan. Multifractal detrended fluctuation analysis of congestive heart failure disease based on constructed heartbeat sequence[J]. *IEEE Access*, 2020, 8; 205244-205249.
- [23] MAHANANTO F, RIKSAKOMARA E, ADITYA R Z. Multifractal detrended fluctuation analysis of heart rate variability predicts short-term outcomes of patients with sepsis[C]//2019 International Biomedical Instrumentation and Technology Conference (IBITeC). Special Region of Yogyakarta; IEEE, 2019; 103-107.
- [24] TOMOHIRO K, TADASHI M, TOHRU K, et al. Biomechanism Library Practical Usage of Surface Electromyogram[M]. [S. l.]; Society of Biomechanisms, 2006.
- [25] CHEN Xiaojuan, PAN Xuejiao, JI Tiecheng, et al. Fusion classification of stroke patients' biosignals by weighted cross-validation-based feature selection (W-CVFS) method[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 80. DOI: 10. 1016/j. bspc. 2022. 104282.
- [26] 叶莉华, 李秋生, 卢清. 基于 EEMD 与多重分形的心电信号特征提取与分类[J]. *信号处理*, 2023, 39(1): 143-153.
- YE Lihua, LI Qiusheng, LU Qing. Feature extraction and classification of ECG signals based on EEMD and multifractal[J]. *Journal of Signal Processing*, 2023, 39(1): 143-153.
- [27] MARRI K, SWAMINATHAN R. Analysis of concentric and eccentric contractions in biceps brachii muscles using surface electromyography signals and multifractal analysis[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, 2016, 230(9): 829-839.
- [28] 付晓强, 俞缙, 刘纪峰, 等. 隧道爆破振动信号畸变校正与混沌多重分形特征研究[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(6): 76-85.
- FU Xiaoqiang, YU Jin, LIU Jifeng, et al. Distortion correction and fractal characteristics of vibration signals of a tunnel blasting[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(6): 76-85.