

文章编号:1006-3080(2018)05-0783-10

DOI:10.14135/j.cnki.1006-3080.20170927001

基于肌音信号的握力运动时桡侧腕屈肌动态疲劳分析

钟豪, 吴清, 夏春明, 章悦, 顾晓琳, 张胜利
(华东理工大学机械与动力工程学院, 上海 200237)

摘要:采集了10名受试者在做手部握力动作时桡侧腕屈肌的肌音信号,通过对信号进行滤波、动作分割和特征提取来分析肌肉动态疲劳程度与肌音信号特征值的关系。在信号滤波中,采用了小波包(WP)分解重构和经验模态分解(EMD)两种方法。在动作信号的分割中,提出了基于移动窗内信号方差阈值的自适应不等长分割算法。在特征提取时,提出了利用包含多个动作信号的移动窗对分割好的信号进行再重构,并选用平均功率频率(MPF)和中值频率(MDF)作为窗内信号提取的特征,再分别利用指数函数、二次函数和线性函数对特征值进行拟合。结果表明:去噪方法选用小波包分解重构、特征值选用MPF值、拟合方式选用指数函数进行逼近的分析方法,可以更好 地反映肌肉疲劳的变化趋势。

关键词:肌音信号; 肌肉动态疲劳; 小波包分解; 平均功率频率; 指数拟合

中图分类号:R496

文献标志码:A

Dynamic Fatigue Analysis of Radial Wrist Flexion Based on MMG Signal during Griping Action

ZHONG Hao, WU Qing, XIA Chun-ming, ZHANG Yue, GU Xiao-lin, ZHANG Sheng-li
(School of Mechanical and Power Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: The radial wrist flexor MMG signals of 10 subjects were acquired when they completed each griping and holding action. The relationship between the degree of dynamic fatigue of muscles and the characteristics of the MMG signals was analyzed by filtering, motion segmentation and feature extraction of MMG signals. For signal filtering, two methods, the wavelet packet decomposition (WP) and empirical mode decomposition (EMD) were adopted. In WP method, the original signal was decomposed into 7 layers with db4 wavelet base, and then 2—100 Hz frequency band signals were superimposed to reconstruct a filtered signal. In EMD method, the original signal was decomposed into intrinsic mode functions (IMFs), then, IMFs in layers 3—6 were superimposed to reconstruct a filtered signal. For motion segmentation, an adaptive unequal segmentation algorithm was proposed based on the variance threshold of the moving windowed signal. The starting point and ending point of each action were determined by calculating the variance value in each moving window, and thus individual action signal was segmented. For feature extraction, firstly, a moving window containing multiple motion signals was used to reconstruct the segmented signal; then mean power frequency (MPF) and median frequency (MDF) were selected as the characteristics of the windowed signal; finally, the characteristics were fitted by the

收稿日期:2017-10-13

作者简介:钟豪(1991-),男,安徽池州人,硕士生,研究方向为生物信号处理。E-mail: harozhong@foxmail.com

通信联系人:夏春明,E-mail: cmxia@ecust.edu.cn; 吴清,E-mail: qwu@ecust.edu.cn

exponential, the quadratic and the linear function, respectively. The results show that when selecting WP for de-noising, MPF as characteristics and exponential function as fitting method, it can reflect the trend of muscle fatigue better than that of the other combinations.

Key words: MMG signal; dynamic fatigue of muscles; wavelet packet decomposition; mean power frequency; exponential fitting

当人们在进行握力锻炼时,肌肉处于动态收缩的过程中,随着锻炼时间的推移,肌肉的疲劳程度会越来越大。目前,人们通过主观感受来判别肌肉的疲劳程度,从而调整自己的锻炼强度和时间,然而对于非专业人员而言很难准确评估肌肉疲劳程度,甚至会由于这种不准确的判断,导致肌肉组织损伤。因此,肌肉疲劳程度的客观化研究对健身以及康复训练中的肌肉锻炼运动有着重要的意义。

肌肉疲劳是指肌肉在运动过程中产生最大收缩力或最大输出功率暂时性下降的生理现象^[1]。

国内外学者已对各种基于肌音信号或肌电信号的肌肉疲劳进行了研究,大多为在肌肉发生静态或动态疲劳的过程中,采集肌音信号(EMG)或肌电信号(MMG),通过提取信号中的特征值,进而分析特征值随运动时间(即肌肉疲劳加深程度)的变化。在肌肉的静态疲劳研究方面,王健^[2]采用自身质量的竖脊肌等长运动静态负荷试验和肱二头肌等长静态负荷试验,记录运动肌的肌电图和负荷持续时间,研究发现中值频率(MDF)和平均功率频率(MPF)随时间延长而降低的斜率值是反映腰部竖脊肌功能水平的良好指标。章悦等^[3]召集 9 名健康男性受试者进行静态肌肉疲劳测试,采集桡侧腕屈肌上的肌音信号,并在短时傅里叶变换后,提取 6 个时间阶段的 MPF 和 MDF 均值,结果表明 MPF 和 MDF 都呈现近似线性下降的趋势,为肌肉的静态疲劳衡量提供了很好的分析手段和参考指标。在肌肉的动态疲劳研究方面,Wang 等^[4]通过 3 min 时长的最大自主动态收缩(3MT)采集肌音信号,并以 10 s 为周期分析 3 min 内信号的平均值频率(MNF)、中值频率、均方根(RMS)值和功率输出(PO)值,发现 MNF、RMS 和 PO 在 3MT 期间显著降低,而 MDF 没有显著变化。Karlsson 等^[5]分析了在肌肉动态疲劳过程中肌电信号的时频特征的变化,发现 WT 方法得出的 MNF 值随疲劳呈现下降趋势,并且比短时傅里叶变换(STFT)和 Choi-Williams 分布等时频分析方法得出的 MNF 值更为平滑。陈伟婷等^[6]通过计算 sEMG 信号的功率谱熵和小波包(WP)熵来衡量系统复杂度,进而衡量肌肉的疲劳程度,为动态收缩

过程中肌肉的疲劳程度分析提供了一种新的手段。

由于人体的肌肉大多时间都处于动态运动状态下,因此基于肌音信号的动态肌肉疲劳分析对于康复训练和肌肉锻炼等运动有着重要的意义。目前基于肌音信号的动态疲劳研究多为某一局部方面的研究,很少有系统的动态疲劳分析方法研究。本文通过采集前臂桡侧腕屈肌上的单通道肌音信号,从信号的去噪、动作信号的分割、特征值的提取和疲劳趋势估计方面,系统地分析肌肉在动态疲劳过程中肌音信号的特征变化趋势,以求为肌肉疲劳程度分析提供了一套新的分析方法。

针对肌音信号的肌肉疲劳评估特征值研究有很多,特征值一般可以分为四大部分:时域、频域、时频联合域和非线性特征值,其中时域特征值的研究相对较为成熟。文献[7-8]研究发现,当肌肉的疲劳程度逐渐加深时,其肌音信号会出现高频下降和幅值增大的现象。MPF 对肌肉疲劳的评估有较好的效果^[9-10],并且利用平均功率频率分析频谱移动更为稳定^[11]。因此,选用 MPF 和 MPF 作为信号的特征值可以较好反映出肌肉疲劳的变化趋势。然而,目前研究者提取的 MDF 或 MPF 随肌肉疲劳程度增加(时间推移)而变化的波动性比较大,较难精确评估出肌肉的疲劳程度。本文先利用包含多个动作信号的移动窗对分割好的信号进行再重构,再进行特征提取,以平滑特征值随时间的波动,这将有利于后续的特征分析。

肌音信号属于典型的非平稳信号。传统的傅里叶变换类分析非平稳信号时,是利用谐波线性叠加来模拟非平稳信号的瞬态特性,这种分析方法不能从根本上获得非平稳信号的特性,所以傅里叶变换类不适用于对肌音信号的分析。而小波包分解和经验模态分解(EMD)都是在时间尺度上具有很强自适应性的算法,在分析疲劳过程中肌音信号的变化特性方面有较大的优势。谢洪波^[12]利用 EMD 方法分析了肌肉静态疲劳过程中表面肌电信号的变化,发现肌音信号经过 EMD 分解后提取出的平均瞬态频率(MIF)变化曲线波动性很小。王乐军等^[13]在研究快速点击鼠标对指伸肌疲劳的影响时,利用了

WP 分析计算出 sEMG 的 MNF 作为评估肌肉疲劳的指标,可以良好地反映疲劳敏感性、稳定性和可重复性。本文分别利用 WP 和 EMD 来提取肌音信号中的有效成分。

综上分析,本文先利用 WP 变换和 EMD 提取频率在 2~100 Hz 的成分,再重构出新的信号,然后对新的信号进行自适应不等长动作分割,提取包含多个动作信号的 MPF 和 MDF,最后利用多项式分布和指数分布来拟合 MPF 和 MDF,并以拟合优度作为评价指标。

1 实验方案

实验采集系统如图 1 所示。由于肌音信号的主要能量分布在 2~100 Hz 的低频段^[14],所用传感器需要具有很好的低频响应特性,并且对高频的响应不能太敏感,以免引出过多的噪声。另外,要求传感器的体积小、质量轻,便于实验采集。根据上述要求,本实验选用北京颐松有限公司的 TD-3 压电式加速度传感器进行肌音信号的采集,传感器中集成了功率放大电路。模数转换器(ADC)模块选用美国国家仪器(NI)有限公司的 NI-9205,并采用差分测量配置以抑制共模噪声电压,实现较高的精度和较低的噪声。信号的采样频率为 1 000 Hz,选择肌音信号的采集位置为桡侧腕屈肌,如图 2 所示。采集到的信号通过 NI-9205 进行 A/D 转换,再经数据线传给 PC 端,由 MATLAB 进行数据读取并保存,以作后续分析。

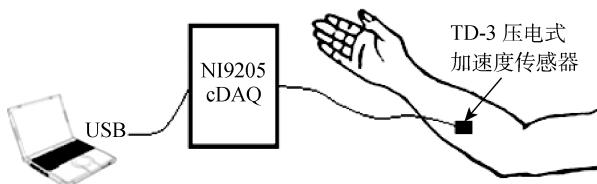


图 1 肌音信号采集系统

Fig. 1 Mechanomyographic signal acquisition system

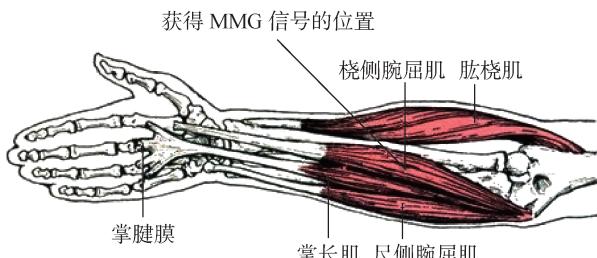


图 2 前臂肌肉分布示意图

Fig. 2 Distribution of forearm muscles

本实验采集了 10 名男性志愿者的肌音信号,年龄在 23~26 岁,均自愿参与本次实验。受试者均具有完整的前臂组织肌肉群,无与前臂肌肉相关方面的病史。

在采集信号前,依次测量并记录受试者手部握力的 3 次最大自主收缩力(MVC),同一个人每次测量时间间隔约为 10 min。在信号采集时,要求受试者在 48 h 内均未进行剧烈运动,前臂均无肌肉疲劳感受,并且身体感觉良好。首先,受试者自己寻找并保持一个较为舒服的坐姿,放松手臂,然后,固定好传感器,根据一次 3 s 的提示音频做如图 3 所示的动作,直至不能继续做握力动作为止。利用 MATLAB 软件采集整个动作过程中的肌音信号,并保存。采集到的原始肌音信号如图 4 所示。



图 3 信号采集实验过程

Fig. 3 Experimental course of signal acquisition

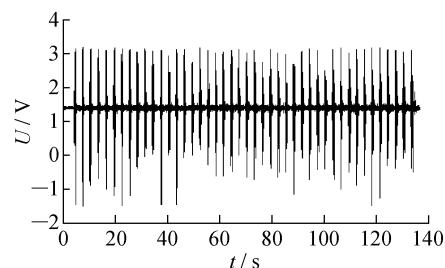


图 4 手臂动态原始肌音信号

Fig. 4 Original mechanomyographic signals of arms

2 滤波处理

肌音信号的滤波处理主要是去除原始信号中的无用信息,如噪声。标准化处理主要是使不同人的肌音信号在分析时保持一致性,以便分析对比。采集到的原始肌音信号进行傅里叶变换估计的功率谱如图 5 所示。从图中可以看出,在 380 Hz 左右存在较大的噪声,因此本文基于保留 2~100 Hz 的要求^[14],利用经验模态分解的方法将信号分解后,选取 2~100 Hz 的信号进行叠加,重构出处理后的信

号。另外还利用 7 层 db4 小波分解,选取了第 7 层 128 个节点中处于 2~100 Hz 的信号进行叠加得到滤波信号。

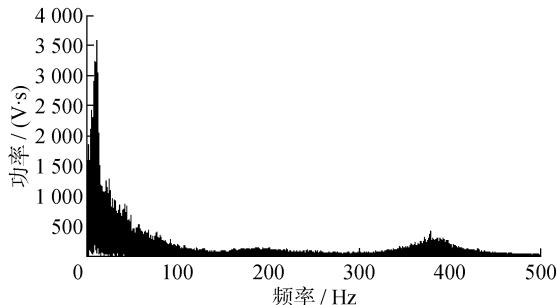


图 5 肌音信号频谱图

Fig. 5 Original MMG signal's frequency spectra

2.1 小波包去噪

由于小波分解在高频段的频率分辨率较差,采用小波包分解分析肌音信号。小波包变换是一种完整二叉树结构的信号分解与重构算法,可以对高频和低频部分同时分解,相比于小波变换,小波包分解更能精细地分析肌音信号^[15]。

用 db4 小波基对肌音信号进行 7 层小波包分解,分解后的第 7 层空间包含了 $128 (2^7)$ 个子空间。为了提取信号在 2~100 Hz 的成分,将第 7 层分解的小波包系数进行重构,图 6 示出了第 7 层空间的 128 个重构信号的平均功率频率变化。从图 6 可以看出,节点 2~16 和 25~32 的重构信号频率在 2~100 Hz 频段中,而其他节点处的信号基本不在该频段中。因此本文选用第 7 层小波包分解重构信号中 2~16 和 25~32 的节点信号进行叠加,以去除不在 2~100 Hz 内的信号成分。图 7 所示为上述小波包去噪后的信号及其功率谱。

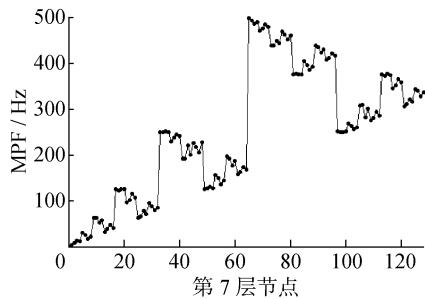


图 6 第 7 层节点重构信号的平均功率频率变化

Fig. 6 Reconstruction signal's MPF of the 7th layer node

2.2 经验模态分解去噪

经验模态分解法是 1998 年由 Huang 等^[16]提出的一种信号自适应的时频处理方法,适用于非平稳、非线性信号的分析处理。传统的信号滤波是先

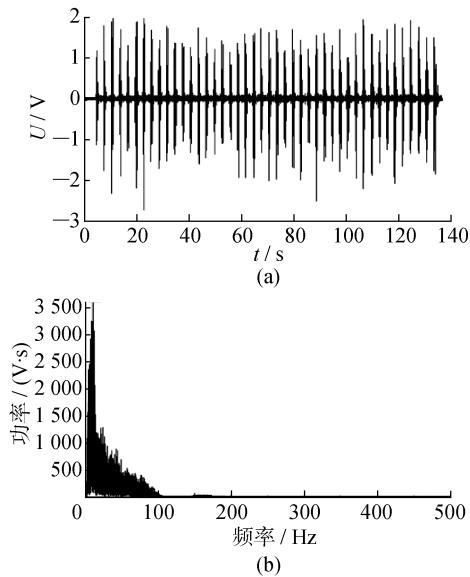


图 7 小波包去噪后的肌音信号(a)及其功率谱(b)

Fig. 7 MMG signal filtered by WP (a) and its power spectra (b)

对信号进行傅里叶变换,将信号映射到频域空间中,再通过一定结构和带宽的滤波器去除噪声,保留有效信息。对于肌音信号这类非平稳、非线性信号,其在频域空间中含有所有的频率成分容易使滤波后的信号失真。应用经验模态分解法可以构造一种时间尺度滤波的方法^[17],即先利用 EMD 方法将原始信号分解成 N 个本征模态函数(IMF),再将 2~100 Hz 内的 IMF 进行叠加来获得有效信号成分。

经验模态分解的算法效率对信号的长度要求很高,当信号过长时,算法效率很低,为了提高运行效率,本文采用先将肌音信号分成若干段,对每一段分别进行经验模态分解后再拼接成整体。在 EMD 分解过程中,用 3 次样条插值构造信号的包络线时会产生端点效应,当样条插值的次数逐渐增加,端点效应会不断深入信号内部,易使信号失真,因此本文在对信号分段时,分割点取前动作与后动作的中点,从而使分割点在无效动作区间。将信号分成若干段的步骤为:先寻找出各动作的峰值点,再以 10 个动作作为一段,找出第 $(10i)$ (i 为正整数,下同) 个峰值点和第 $(10i+1)$ 个峰值点的中点作为分割点。对于动作的寻找,利用 1 500 个数据点长 (1.5 s) 的移动窗来寻找局部最大值以确定动作信号。

利用经验模态分解对肌音信号进行分解的具体流程见图 8,其中 k_i 为第 i 段信号的 IMF 层数。

通过上述 EMD 方法就可以将原始肌音信号分解得到 k_m 层 IMF。图 9 所示为某一肌音信号每层 IMF 的功率谱。从图中可以看出第 1 层和第 2 层

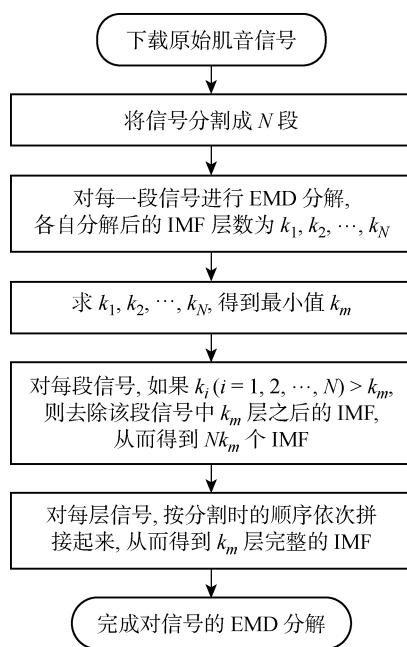


图 8 经验模态分解的流程图

Fig. 8 Flow chart of EMD

的 IMF 存在较多大于 100 Hz 的信号成分,而第 6~12 层的 IMF 分量存在较少小于 2 Hz 的信号成分。所以,选取第 3~6 层 IMF 叠加成滤波后的信

号,如图 10 所示为 EMD 滤波后的信号及其功率谱。

3 动态疲劳分析方法

根据预处理后的肌音信号进行肌肉的动态疲劳分析,就是分析肌音信号在时间尺度上的变化情况。传统上,首先将单个动作信号分割出来,再对每个动作信号进行特征提取,然后按时间尺度分析特征的变化趋势^[6],但由于肌音信号的随机性较大,仅仅利用一个动作的肌音信号,很难做到准确衡量肌肉的疲劳程度。本文将先对信号进行单个动作信号分割,以尽量去除动作与动作之间的无效信号;再以包含多个动作信号的移动窗在时间尺度上进行递进的方式来提取移动窗内信号的特征值。

3.1 动作信号分割

从连续的肌音信号中获取独立的单个动作信号可以有效去除动作与动作之间的无用信息,从而提高信号的信噪比。

不同人运动时,单个动作的有效信号长度一般是不同的,并且同一个人在不同时间做的动作信号

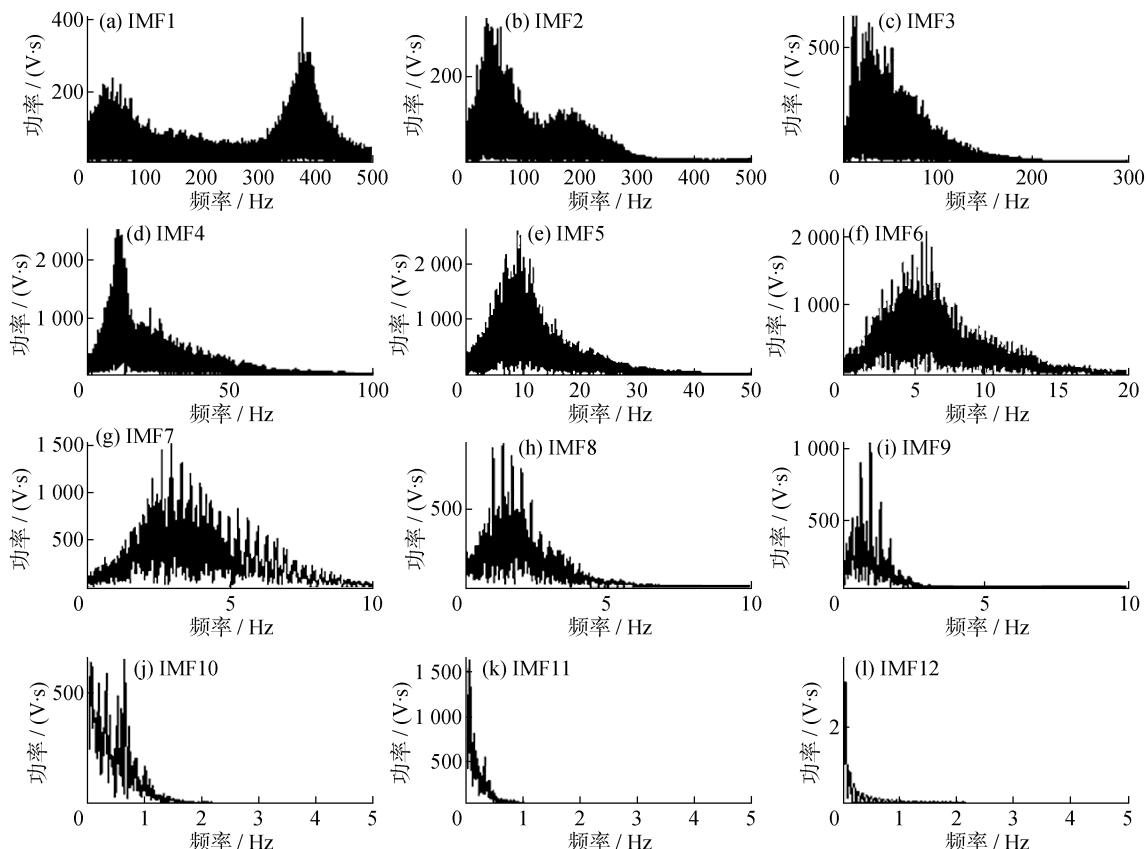


图 9 本征模态函数的功率谱

Fig. 9 Power spectra of IMF

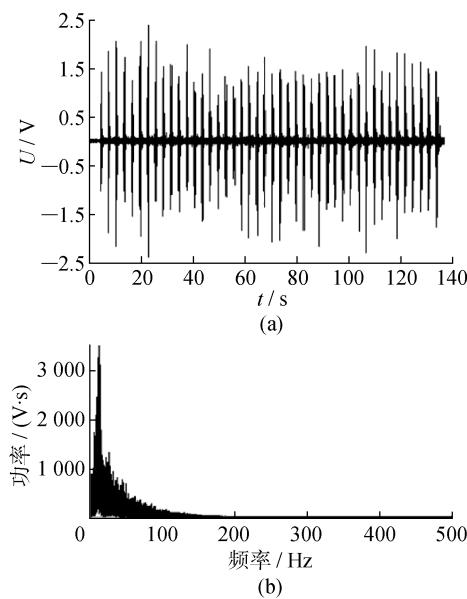


图 10 经验模态分解去噪后的肌音信号(a)及其功率谱(b)

Fig. 10 MMG signal filtered by EMD (a) and its power spectra (b)

长度也有可能不同,所以采用等长分割的思路在本研究中并不合适。又由于有效动作信号内的信号波动大,无效动作信号内的波动程度小,而局部方差值正好可以反映信号局部的波动程度。为了更精确地提取出有效动作信号成分,本文提出了一种基于移动矩形窗内信号的方差值来寻找每个动作的起点和终点。图 11 所示为某两个动作的肌音信号,从图 11 可以看出,每个有效动作信号时间约为 1 s(即 1 000 个采样点),并且在有效动作区间内信号的波动程度比较大,而在非动作区间内波动程度很小。具体实现步骤如下:

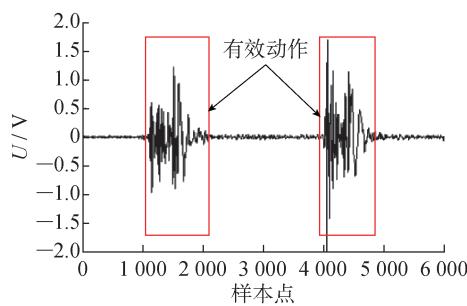


图 11 经验模态分解滤波后的部分肌音信号
Fig. 11 Part of MMG signal filtered by EMD

(1) 计算移动窗内信号的方差值,获得方差值序列 $sVar$ 。移动窗的窗长和步长过长都会影响分割精度;窗长过短容易反映不出真正的波动效果,使分割失真;步长过短会大大减小算法的效率。本文

选取移动窗的窗长为 50 个采样点,移动步长为 25 个采样点。图 12 为某两个动作信号移动窗的方差值图,从图中方差值的大小就可以明显区分出有效动作区间和非动作区间。

(2) 找出方差值序列 $sVar$ 中大于 0.01 的移动窗编号,目的在于找出存在有效动作的移动窗,获得有效动作窗编号序列 nDW 。

(3) 将 $nDW(2 : end)$ 与 $nDW(1 : end - 1)$ 做差值运算,并找出差值序列中值大于 40 的编号序列 $nSeg$,即 $nSeg = \text{find}(nDW(2 : end) - nDW(1 : end - 1) > 40)$,目的在于找出每个动作信号的起点和终点处的移动窗编号,阈值取 40 表示在有效动作窗之后的 1 s($40 \times 25 = 1000$ 个样本点)内无有效动作,就视为该有效动作窗为动作信号的终点,而下一个有效移动窗即接下来动作信号的起点。对于第一个动作的起点和最后一个动作的终点,并不能通过 $nSeg$ 找到,为此,对 $nSeg$ 修正,即 $nSeg = [0, nSeg, \text{length}(nDW)]$ 。

(4) 动作信号的起点确定为 $St = (nDW(nSeg(1 : end - 1) + 1) - 1) \cdot Slen + 1$,终点的确定为 $En = (nDW(nSeg(2 : end))) \cdot Slen$ 。其中 $Slen$ 为移动步长,取 25。

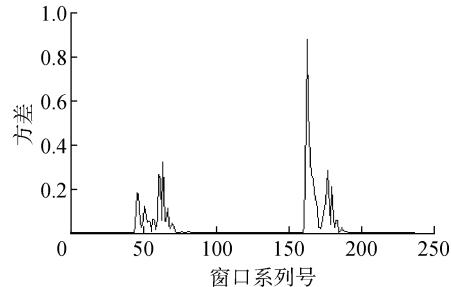


图 12 移动窗内信号的方差值(窗长 50, 步长 25)

Fig. 12 Variance of MMG signal in moving windows

本文算法分割出的部分动作信号如图 13 所示。

3.2 特征值提取

特征提取即对分割出的动作信号进行特征值计算,一般包括时域特征、频域特征、时频联合特征以及非线性特征。根据前面的分析,选取频域特征中 MPF 和 MDF 作为肌音信号中被提取的特征值。

MPF 定义如下:

$$\text{MPF} = \frac{\int_{f_1}^{f_2} f P(f) df}{\int_{f_1}^{f_2} P(f) df} \quad (1)$$

MDF 定义如下:

$$\int_{f_1}^{\text{MDF}} P(f) df = \int_{\text{MDF}}^{f_1} P(f) df \quad (2)$$

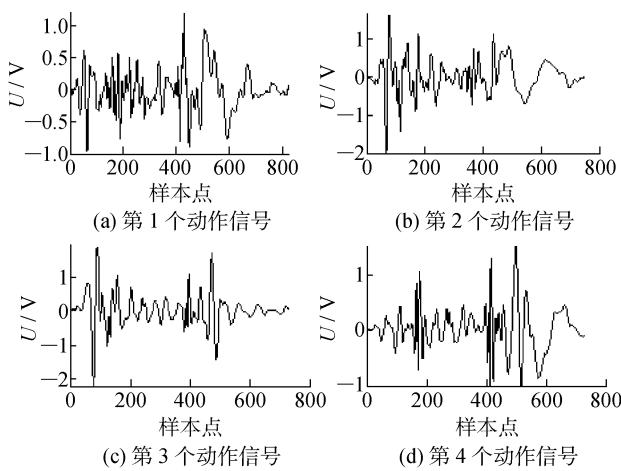


图 13 分割出的动作信号

Fig. 13 Segmented action signals

其中: $P(f)$ 为信号的功率谱密度; f_1 和 f_2 为功率谱下限和上限频率,本文中 f_1 为 0, f_2 为 500 Hz。

对于功率谱密度 $P(f)$,利用最大熵法(MATLAB 中 pmem 函数)对信号进行功率谱估计。

由于肌音信号的非稳定性和随机性,分割后的单个动作信号很难准确判别出肌肉的疲劳程度,因此,利用包含多个动作信号的移动窗,以单个或多个动作信号为步长递进的方式来划分信号,进而求出每个窗内信号的 MPF 或 MDF,作为评估疲劳程度的一种指标值。移动窗的窗长和移动步长对结果都有较大影响,窗长越长,MPF 或 MDF 曲线的光滑程度越好,同时分析疲劳程度的时间精度越差;步长越长,MPF 或 MDF 曲线的光滑程度越好,且相邻窗内 MPF 或 MDF 值的变化越明显,同时窗的个数会大大减小,本文取窗长为 10 个动作信号,步长为 1 个动作信号。

3.3 疲劳变化趋势估计

研究发现,肌音信号的 MPF 值随肌肉疲劳程度的加深并不是呈完全线性下降^[18]。本文对 MPF 值进行指数拟合、线性拟合和二次拟合,并以拟合优度(R-square)作为拟合评价值。R-square 越接近 1,拟合效果越好。其中指数拟合的函数公式如下:

$$y(x) = ae^{bx} + ce^{dx} \quad (3)$$

式中, a, b, c, d 为拟合的待定系数。

由于不同样本和不同处理滤波方法会使计算的 MPF 值在下降幅度上有较大差异,因此在对 MPF 值进行拟合前需要先进行归一化处理,以去除 MPF 下降幅度对 R-square 的影响。归一化公式如下:

$$y = \frac{x - \text{MinValue}}{\text{MaxValue} - \text{MinValue}} \quad (4)$$

图 14 为归一化处理后 MPF 值的指数拟合图,拟合的 R-square=0.989 1。

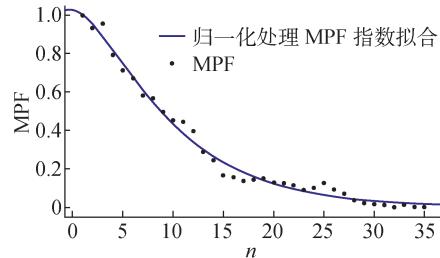


图 14 归一化处理后指数拟合 MPF 的拟合优度

Fig. 14 R-square of exponential fit to MPF after normalization

4 动态疲劳结果分析

本文共采集了 10 名受试者的肌音信号。在记录受试者的肌音信号前,对受试者进行 MVC 的测量结果如表 1 所示。特征提取过程中的移动窗长取 10 个动作信号,步长为 1 个动作信号。流程图如图 15 所示,其中去噪方法采用了小波包和经验模态分解,特征提取选用了 MPF 值和 MDF 值,对特征值进行拟合的方式选用了指数拟合和多项式拟合,并以 R-square 作为拟合结果,如表 2、3 所示。

表 1 10 名受试者的 MVC 值

Table 1 MVC value of 10 subjects

受试者	3 次 MVC 的均值/kg	60% MVC/kg
1	41.1	24.7
2	50.5	30.3
3	45.8	27.5
4	51.9	31.1
5	48.3	29.0
6	43.2	25.9
7	39.6	23.8
8	48.6	29.2
9	47.8	28.7
10	42.7	25.6
Average	46.0	27.6

从表 2 和表 3 中可以看出,不同受试者的特征值(MPF 或 MDF)随疲劳程度上升而下降的趋势差异较大。如受试者 4 的线性拟合的拟合优度值都大于 0.94,说明其特征值的下降趋势贴近于直线;而受试者 10 的指数拟合优度值都超过了 0.97,而线性和二次拟合的优度值都偏小,说明其特征值的下

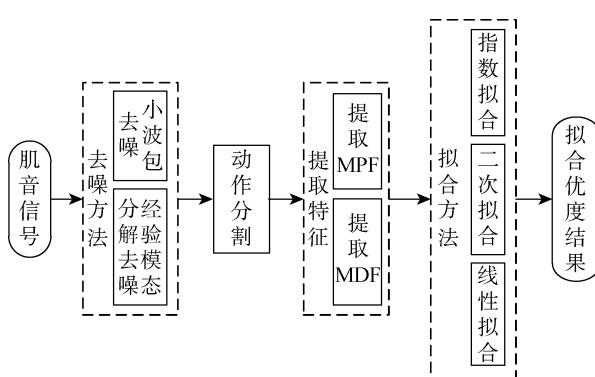


图 15 分析方法流程图

Fig. 15 Flow chart of analysis method

降趋势更贴近于指数下降；指数拟合时，各种情况下，拟合优度的标准差 (SD) 都在 0.018 2 至 0.038 9 之间，比线性拟合和二次拟合的更小，说明指数拟合波动更小，拟合的结果更为稳定和可信。

表 2 指数拟合 MDF 和 MPF 的拟合优度

Table 2 R-square of exponential fit to MPF and MDF

受试者	动作 数目	WP 去噪		EMD 去噪	
		MDF	MPF	MDF	MPF
1	58	0.946	0.928	0.860	0.968
2	63	0.982	0.975	0.974	0.970
3	69	0.964	0.941	0.949	0.917
4	64	0.949	0.967	0.957	0.969
5	57	0.941	0.958	0.951	0.917
6	63	0.933	0.957	0.936	0.920
7	57	0.947	0.940	0.959	0.947
8	59	0.905	0.927	0.935	0.968
9	67	0.906	0.961	0.878	0.936
10	53	0.986	0.977	0.977	0.989
Average		0.946	0.953	0.938	0.950
SD		0.027 3	0.018 2	0.038 9	0.026 3

表 3 多项式拟合 MDF 和 MPF 的拟合优度

Table 3 R-square of polynomial fit to MPF and MDF

受试者	WP 去噪				EMD 去噪			
	MDF		MPF		MDF		MPF	
	线性拟合	二次拟合	线性拟合	二次拟合	线性拟合	二次拟合	线性拟合	二次拟合
1	0.780	0.931	0.951	0.956	0.646	0.857	0.956	0.957
2	0.920	0.972	0.957	0.957	0.862	0.955	0.963	0.962
3	0.946	0.964	0.941	0.940	0.939	0.950	0.911	0.917
4	0.940	0.943	0.950	0.965	0.950	0.957	0.950	0.968
5	0.861	0.940	0.913	0.943	0.920	0.951	0.853	0.894
6	0.927	0.933	0.950	0.957	0.936	0.936	0.886	0.895
7	0.908	0.950	0.881	0.937	0.882	0.950	0.849	0.940
8	0.819	0.879	0.813	0.906	0.831	0.887	0.891	0.964
9	0.746	0.819	0.818	0.930	0.786	0.827	0.809	0.916
10	0.603	0.914	0.967	0.985	0.529	0.891	0.842	0.980
Average	0.845	0.925	0.914	0.948	0.828	0.916	0.891	0.939
SD	0.110 1	0.045 3	0.057 6	0.021 6	0.139 8	0.047 2	0.053 4	0.031 6

按拟合方式分别将两种去噪方法得到的 MDF 和 MPF 的拟合优度进行归类，如图 16 所示。

从图 16 中可以看出，指数拟合时，小波包去噪后提取 MPF 值的拟合优度均值最大且标准差最小，说明指数拟合时利用小波包去噪和提取 MPF 作为特征值的拟合效果更好；线性拟合时，相同去噪方法的情况下，MPF 比 MDF 的拟合优度值都要大 0.05 以上，说明动态疲劳过程中，肌音信号的 MPF 在随疲劳程度加深时的下降趋势比 MDF 更贴近于

直线。

本文在去噪时采用了 WP 和 EMD 两种方法；提取特征时，选用了 MPF 和 MDF 两种特征；拟合时，选用了线性拟合、二次拟合和指数拟合 3 种方式。为了对比单变量情况下，不同拟合优度之间的差异，采用成对数据的 *t* 检验对拟合优度进行单变量检验分析，以分析不同的去噪方法、特征值以及拟合方式对拟合优度影响的结论可靠性。从图 16 中可以看出，线性拟合比另外两种拟合效果要差很多，

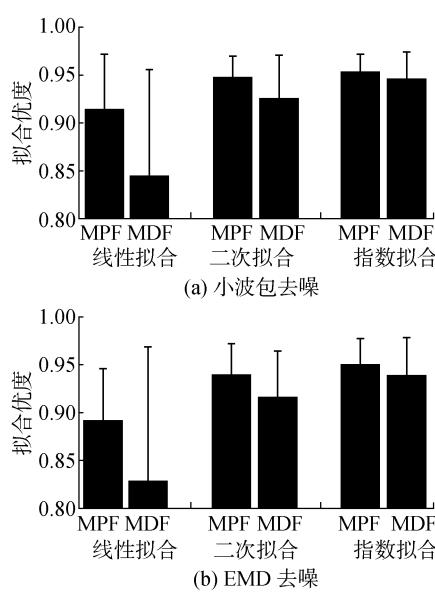


图 16 两种去噪方法得到的 MDF 和 MPF 的拟合优度

Fig. 16 R-square of MDF and MPF filtered by two denoising methods

因此不再考虑线性拟合。

在去噪情况下,对 WP 的不同特征值(MPF 和 MDF)经过指数拟合(Exponential fit)的 R-square 值进行成对数据 t 检验。由表 2 可得 W-P-E' 和 W-D-E' 的数据(见表 4),表中 a-b-c 代表了经过 a 方法去噪,提取特征值 b,经过 c 方法拟合得到的拟合优度值;a 可为 W(小波包)和 E(经验模态分解),b 可为 P(平均功率频率)和 D(中值频率),c 可为 E'(指数拟合)和 Q(二次拟合),下文同。

由表 4 可知,一共有 10 对相互独立的计算结果: $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_{10}, Y_{10})$, 令 $D_i = X_i - Y_i$ (其中 $i = 1, 2, \dots, 10$), 则 D_1, D_2, \dots, D_{10} 相互独立。又由于 D_1, D_2, \dots, D_{10} 都是人在进行握力运动时桡侧腕屈肌的肌音信号经过处理得到的,不考虑个体间的差异,认为它们服从同一分布。现假设 $D_i \sim N(\mu_D, \sigma_D^2)$, $i = 1, 2, \dots, 10$ 。即 D_1, D_2, \dots, D_{10}

构成正态总体 $N(\mu_D, \sigma_D^2)$ 的一个样本,其中 μ_D, σ_D^2 均未知。本文提出检验假设为

$$H_0: \mu_D \leq 0, H_1: \mu_D > 0$$

表 4 W-P-E' 和 W-D-E' 的拟合优度

Table 4 R-square of W-P-E' & W-D-E'

受试者	X(W-P-E')	Y(W-D-E')	$D = X - Y$
1	0.928	0.946	-0.018
2	0.975	0.982	-0.007
3	0.941	0.964	-0.023
4	0.967	0.949	0.018
5	0.958	0.941	0.017
6	0.957	0.933	0.024
7	0.940	0.947	-0.007
8	0.927	0.905	0.022
9	0.961	0.906	0.055
10	0.977	0.986	-0.009
Average	0.946	0.953	0.007 2

D_1, D_2, \dots, D_{10} 的样本均值 $\bar{D} = 0.007 2$, 样本标准差 $S_D = 0.024 1$, 样本个数 $n = 10$ 。检验统计量如下:

$$t = \frac{\bar{D}}{\frac{S}{\sqrt{n}}} = 0.946 \quad (5)$$

类似上述计算,可得到各情况下的 t 检验统计量如表 5 所示,表中的数值为对应第 1 列拟合度与第 1 行拟合优度的差值的 t 检验统计量(如 0.946 为 W-P-E' 减去 W-D-E' 后样本的 t 检验统计量)。查 t 分布表知: $t_{0.05}(10-1) = 1.833 1, t_{0.01}(10-1) = 2.821 4$ 。

从表 5 中可以看出,拟合方式中,指数拟合 R-square 减去对应二次拟合 R-square 的 t 检验统计量均值为 2.309, 大于 $t_{0.05}(10-1) = 1.833 1$, 说明在这 3 种情况下,指数拟合比二次拟合的拟合优度

表 5 成对数据拟合优度的单变量 t 检验统计量Table 5 Univariate t -test statistic of R-square with paired data

去噪方法		特征值		拟合方式	
对比方法	t 检验统计量	对比方法	t 检验统计量	对比方法	t 检验统计量
W-P-E'/E-P-E'	0.325	W-P-E'/W-D-E'	0.946	W-P-E'/W-P-Q	1.041
W-P-Q/E-P-Q	0.799	W-P-Q/W-D-Q	1.765	W-D-E'/W-D-Q	2.114
W-D-E'/E-D-E'	0.826	E-P-E'/E-D-E'	0.325	E-P-E'/E-P-Q	3.819
W-D-Q/E-D-Q	1.009	E-P-Q/E-D-Q	0.898	E-D-E'/E-D-Q	2.262
Average	0.74	Average	0.984	Average	2.309

大的结论有显著性。特别地,在经验模态分解去噪和提取 MPF 特征的情况下,指数拟合比二次拟合的拟合优度大的结论有强显著性($t = 3.819 > t_{0.01}(10-1) = 2.821$);提取特征值中,MPF 的 R-square 减去对应 MDF 的 R-square 的 t 检验统计量都大于 0,统计量均值为 0.984,大于 $t_{0.2}(10-1) = 0.88$,因此有 80% 以上的概率可以判定提取 MPF 比 MDF 作为特征值有更好的拟合效果。

在选用去噪方法时,小波包去噪的拟合优度减去对应经验模态分解的拟合优度的 t 检验统计量都大于 0,统计量均值为 0.740,大于 $t_{0.3}(10-1) = 0.543$,因此有 70% 以上的概率可以判定选用小波包比经验模态分解作为去噪方法有更好的拟合效果。

5 结 论

本文利用小波包分解重构和经验模态分解重构对肌音信号进行了滤波处理,提出基于移动窗内信号方差阈值的自适应不等长分割法准确分割出了动作信号,提取包含多个动作信号窗内信号的 MPF 和 MDF 值,用指数和多项式对特征值进行拟合,并用拟合优度 R-square 对不同分析方法的拟合情况进行评价。

通过上述分析发现,指数拟合比二次拟合和线性拟合具有更大的拟合优度,且优势显著($\bar{t} = 2.309$ 大于 $t_{0.05}(10-1) = 1.833$);平均功率频率(MPF)作为特征值时,拟合后有更大的拟合优度值($\bar{t} = 0.984$);运用 WP 去噪拟合后具有更大的拟合优度值($\bar{t} = 0.740$)。因此,利用小波包分解重构滤波、提取包含多个动作的移动窗内信号的 MPF 值和利用指数函数进行逼近的分析方法,可以获得更大拟合优度(即可以更好地反映出疲劳的变化趋势),为在康复训练和肌肉锻炼等运动时,肌肉疲劳程度研究提供了一套新的分析方法。

参考文献:

- [1] 王会宁,王忠旭,秦汝莉.局部肌肉疲劳主客观指标的相关性分析[J].中国工业医学杂志,2016,29(4):273-276.
- [2] 王健.静态负荷肌肉疲劳过程中表面肌电图功率谱转移特征[J].中国运动医学杂志,2001,20(2):199-201.
- [3] 章悦,夏春明,钟豪,等.基于肌音信号短时傅里叶变换的桡侧腕屈肌疲劳程度研究[J].华东理工大学学报(自然科学版),2017,43(2):286-291.
- [4] WANG R, FUKUDA D H, STOUT J R, et al. Evaluation of electromyographic frequency domain changes during a three-minute maximal effort cycling test [J]. Journal of Sports Science & Medicine, 2015, 14(2): 452-458.
- [5] KARLSSON S, YU J, AKAY M. Time-frequency analysis of myoelectric signals during dynamic contractions: A comparative study[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2000, 47(2): 228-238.
- [6] 陈伟婷,王志中,胡晓,等.基于熵的动态收缩 sEMG 信号疲劳特征分析[J].中国医学物理学杂志,2006,23(3):204-208.
- [7] ANTHONY J B, TERRY J H, GLEN O J, et al. Electromyographic and mechanomygraphic responses at critical power [J]. Canadian Journal of Applied Physiology, 2000, 25(4): 262-270.
- [8] KAWCZYŃSKI A, NIE H, JASKÓLSKA A, et al. Mechanomyography and electromyography during and after fatiguing shoulder eccentric contractions in males and females[J]. Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports, 2010, 17(2): 172-179.
- [9] HU X L, TONG K Y, LI L. The mechanomyography of persons after stroke during isometric voluntary contractions [J]. Journal of Electromyography & Kinesiology, 2007, 17(4): 473-483.
- [10] GUO J Y, ZHENG Y P, XIE H B, et al. Continuous monitoring of electromyography (EMG), electromyography (MMG), sonomyography (SMG) and torque output during ramp and step isometric contractions [J]. Medical Engineering and Physics, 2010, 32(9): 1032-1042.
- [11] 皮喜田,陈峰,彭承琳,等.利用肌电信号评价肌肉疲劳的方法[J].生物医学工程学杂志,2006,23(1):225-229.
- [12] 谢洪波.基于非线性与时频分析理论的表面肌电信号中特征信息提取和分类研究[D].上海:上海交通大学,2006.
- [13] 王乐军,陆爱云,龚铭新. sEMG 指标监测快速点击鼠标致指伸肌疲劳的适用性评价研究[J].体育科学,2013,33(1):62-71.
- [14] 曹炜,夏春明,曾勇,等.基于肌音信号的四种手部动作模式的识别研究[J].华东理工大学学报(自然科学版),2011,37(5),644-649.
- [15] GALIANA M, RUIZ F, MARTINEZ E. Power line interference filtering on surface electromyography based on the stationary wavelet packet transform[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2013, 111(2): 338-346.
- [16] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 973-995.
- [17] 王春,彭东林. Hilbert-Huang 变换及其在去噪方面的应用[J].仪器仪表学报,2004,25(4s):42-46.
- [18] 李青青,吴宗耀.股内侧肌疲劳时表面肌电信号特征研究[J].中国运动医学杂志,2006(5):547-550,555.