

基于子带频谱熵算法检测表面肌电信号肌肉疲劳性

包其扬,王军霞,岳小力

中国人民解放军联勤保障部队第九四〇医院,甘肃 兰州 730050

【摘要】目的:针对传统检测肌肉疲劳方法灵敏度较差问题,提出按肌肉收缩区分割表面肌电信号。该方法考虑到肌肉动态收缩时肌肉发力、形状等因素影响特征参数平均功率频率的表征效果,因此,在分割表面肌电信号上以肌肉收缩区的个数作为单位,摒弃以时间作为单位的传统分割。**方法:**采用单参数结合双阈值的方法判断肌肉收缩区起、止点。利用肌肉动态收缩区特征参数平均功率频率的灵敏度波动比表征肌肉疲劳的灵敏度。表面肌电信号采集设备品牌为NORAXON、型号为MR3.6版本,程序设计采用MATLAB编程。**结果与结论:**仿真结果证明与传统定长分割方法相比,该方法检测肌肉疲劳具有较高的灵敏度和较好的表征性。

【关键词】子带频谱熵值;表面肌电信号;肌肉疲劳;双阈值;收缩区;平均功率频率;灵敏度波动比

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)10-1302-04

Detection of muscle fatigue based on surface electromyography signals segmented by subband spectral entropy algorithm

BAO Qiyang, WANG Junxia, YUE Xiaoli

No. 940 Hospital of the Joint Logistics Support Force of PLA, Lanzhou 730050, China

Abstract: Objective In view of the poor sensitivity of traditional methods for muscle fatigue detection, a new method is proposed to segment surface electromyography (sEMG) signals according to muscle contraction regions. Considering that the power and shape of muscle will affect the representation of the mean power frequency of the characteristic parameters when the muscle is in dynamic contraction, the number of muscle contraction regions instead of time is taken as the unit in sEMG signal segmentation. **Methods** The combining single-parameter and double-threshold is used to determine the starting and ending points of muscle contraction regions. The sensitivity of muscle fatigue is characterized by the sensitivity to variability ratio of the mean power frequency of the characteristic parameters of the dynamic contraction regions of muscle. The brand of sEMG acquisition equipment is NORAXON, and the model is MR3.6. MATLAB is used for programming. **Results and Conclusion** The simulation results show that compared with traditional fixed-length segmentation, the proposed method has a higher sensitivity and a better characterization in muscle fatigue detection.

Keywords: subband spectral entropy; surface electromyography signal; muscle fatigue; double-threshold; contraction region; mean power frequency; sensitivity to variability ratio

前言

神经和肌肉的功能状态可通过表面肌电信号(surface Electromyography, s-EMG)体现^[1]。因此s-EMG被广泛用于研究肌肉疲劳。肌肉疲劳是肌肉在长时间运作下其能力下降现象^[2-5]。神经传导速率、动作电位持续时间会影响s-EMG的频谱变化。

在肌肉运作至疲劳的过程中温度会升高,进而会增加s-EMG频谱高频成分,最终导致频域特征参数变化不明显^[6-7]。平均功率频率(Mean Power Frequency, MPF)指标对肌肉活动状态和功能状况敏感性强于中值频率(Median Frequency, MF)^[8]。因传统定长分割s-EMG后再分析频域特征值时,频域特征值变化不明显、反应不灵敏,可能会出现肌肉已经发生疲劳而未检测出疲劳的情况,严重时会造成肌肉损伤。本研究采用单参数结合双阈值方法判断肌肉收缩区起、止点,利用肌肉动态收缩区特征参数的灵敏度波动比表征肌肉疲劳的灵敏度,程序设计采用MATLAB编程。

【收稿日期】2020-02-19

【基金项目】兰州军区医药卫生科研课题(C LZ14JA05)

【作者简介】包其扬,助理工程师,研究方向:医疗设备维修、管理及临床应用, E-mail: 13909402983@163.com

【通信作者】王军霞, E-mail: 1473723812@qq.com

1 信号采集

s-EMG 采集设备为 NORAXON 公司生产的表面肌电信号采集仪 MR3.6, 粘贴右上肢肱二头肌肌肉电极片之间距离为 20 mm。挑选 7 名健康受试者进行试验动作培训。7 名健康受试者手持 1.5 kg 哑铃做周期力的屈伸肘收缩动作, 记录右上肢肱二头肌 s-EMG 数据^[9]。

2 分析方法

2.1 提出问题

肌肉动态收缩过程中其大小变化、形状变化, 上述变化会引起电极位置变化。此外, 动作规范等因素都会对表征肌肉疲劳的特征参数变化规律带来影响, 进而在评估肌肉疲劳的有效性时带来不便。

2.2 解决问题

采用自适应子带频谱熵 (Subband Spectral Entropy, SSE) 检测一个完整收缩区起止点, 该方法在分割 s-EMG 数据上以动态收缩区的个数作为划分依据, 计算每个动态收缩区 MPF 并找出其随着运动肌肉疲劳加深的变化规律。

2.3 理论依据

SSE 端点分割 s-EMG 数据思想来源于图像边缘检测、语音端点检测。图像分割通过图像像素单元进行分割, 语音分割通过语音帧值进行分割^[10-13]。s-EMG 分割技术本质是将带有差异的数据区域分开。

s-EMG 端点检测利用特征是 SSE。通过观察发现, s-EMG 的连续两个动态收缩区之间过渡段在 SSE 值域上会存在差异, 该过渡段呈现一“V”型, 因此可通过 s-EMG 某窗的 SSE 与经验阈值 T 作比较, 进而找到存在差异的某窗位置, 最终可确定 s-EMG 动态收缩区分界点。

2.4 数据分段

s-EMG 活动段分割采用移动平均法, 以每次收缩部分为一段, 窗长 $w=128$ 点, sFFT 变换点数 $N=128$ 点, 窗移 $w_{\text{shift}}=128$ 点, 计算 s-EMG 瞬时移动窗内 SSE, 根据经验设定 $T_{\text{low}}、T_{\text{high}}$ 。

若 $SSE > T_{\text{high}}$, 则认为进入收缩区; 进入收缩区后, 若 $SSE > T_{\text{low}}$, 则认为收缩区结束。

设 s-EMG 的第 i 窗的第 j 个子带的功率谱能量为 $E(j, i)$, 将第 m 窗 s-EMG 分成 N_a 段 (子带 N_a 个数), 且 $N_a = \frac{N}{b}$, N 为窗长, b 为子带长度。定义子带功率谱能量为:

$$E(j, i) = \sum_{k=1+(j-1) \times b/2}^{k=1+(j-1) \times b/2 + (b/2-1)} S_w(k, j) \quad (1)$$

定义子带功率谱概率为:

$$P(j, i) = \frac{E(j, i)}{\sum_{k=1}^{N_a} E(j, i)} \quad (2)$$

定义子带功率谱为:

$$H(i) = - \sum_{k=1}^{N_a} P(j, i) \times \lg P(j, i) \quad (3)$$

式中: S_w 为第 i 窗的第 j 个子带的功率谱密度。 $1 \leq j \leq N_a$, 取 $b/2$ 的原因也是由于 S_w 的对称性。令 $N=128, b=64$, 则 $N_a=2$ ^[14]。

2.5 频域分析

频域分析是从频率角度分析 s-EMG 特征, 方法是采用 sFFT 将 s-EMG 信号转换后得到 s-EMG 功率谱。常用 MPF^[15-17]。

3 结果

Rogers 提出 SVR 指数 (Sensitivity to Variability Ratio, SVR)^[18], SVR 指数是评价特征参数 MPF 表征肌肉疲劳灵敏度与集中性的一个标准。

SVR 指数的分子为特征参数 MPF 在动态收缩中 s-EMG 幅值变化, 分母为特征参数 MPF 动态收缩中 s-EMG 集中变化。对 7 名受试者 s-EMG 特征参数 MPF 分别进行归一化后计算 SVR 指数。定义 SVR 为:

$$SVR = \frac{\max(\hat{x}) - \min(\hat{x})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{x}_n - \bar{\hat{x}})^2}} \quad (4)$$

3.1 分析结果

图 1 为 SSE 窗口图。图 2 为一典型受试者右上肢肱二头肌 s-EMG 的 SSE 结合双阈值活动段检测时域图。双阈值 $T_{\text{low}}=0.50、T_{\text{high}}=1.50$ 。

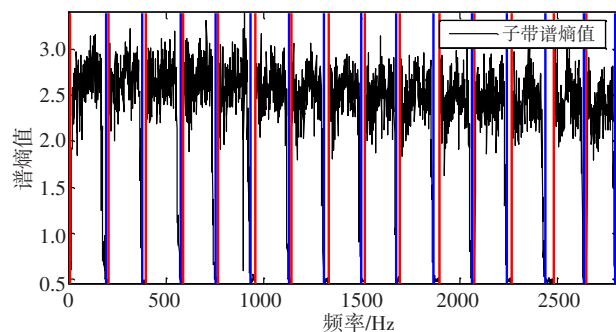


图 1 子带谱熵窗口图

Fig.1 Subband spectral entropy window

3.2 频域特征值分析结果

由图 3、图 4 可看出肌肉在运作至疲劳过程中受试者 s-EMG 的 MPF 减小。基于 SSE 结合双阈值活动

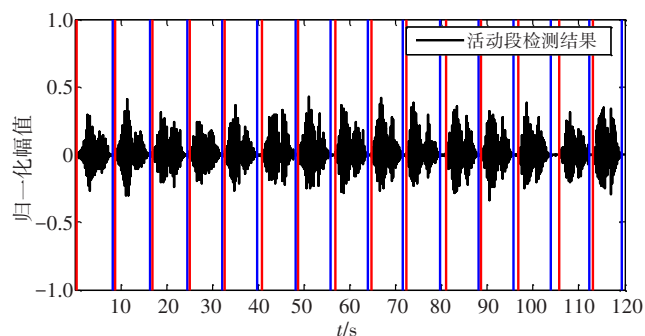


图2 子带谱熵活动段检测时域图

Fig.2 Detection of subband spectral entropy active segment

段检测法求得 $SVR_{MPF}=13.1879$ 。传统频域法(定时长分割 s-EMG 数据并计算 MPF, $t=10$ s)求得 $SVR_{MPF}=1.4961$ 。从灵敏性和集中性的角度来看,基于 SSE 结合双阈值活动段检测法求得的 SVR 效果较好。

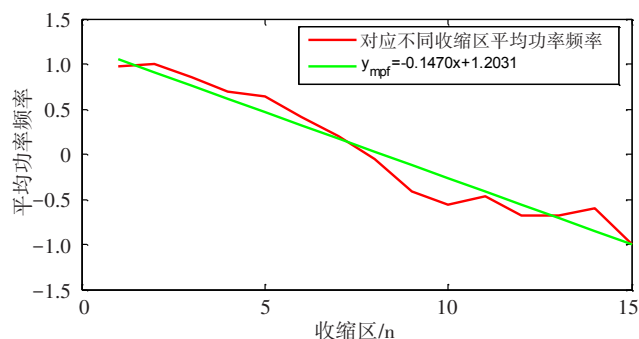


图3 收缩区 MPF 图

Fig.3 Mean power frequency of contraction regions

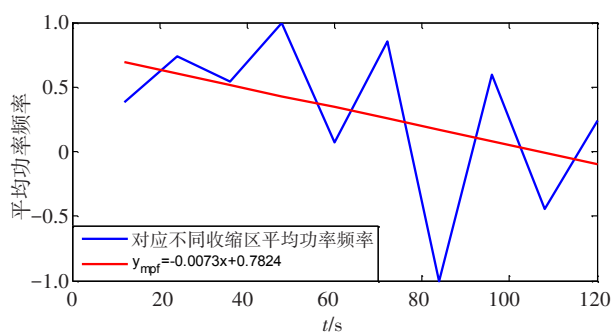


图4 传统定长分割方法 MPF 图

Fig.4 Mean power frequency obtained by traditional fixed-length segmentation

表1为7名受试者相关频域参数 SVR 值。传统方法与改进方法特征参数 SVR 值分别为 1.86 ± 0.89 和 11.02 ± 1.61 , 经 t 检验, 在 $\alpha=0.05$ 情况下, $P<0.05$, 说明传统方法与改进方法之间存在显著性差异, 则认为改进方法具有显著性高分辨灵敏度。

4 结论

表1 频域指标 SVR

Tab.1 Frequency-domain index SVR

受试者	传统方法	改进方法
第1例	1.19	13.18
第2例	1.16	8.71
第3例	1.32	10.78
第4例	2.17	12.64
第5例	1.08	9.51
第6例	3.23	10.61
第7例	2.86	11.69

通过采用 NORAXON 展开肌肉疲劳试验研究。研究结论如下:(1)从该方法获得的频域参数指标 SVR 上来看,其表征肌肉疲劳灵敏性较好;(2)从该方法得到频域参数指标 SVR 的 t 检验结果来看,其具有显著性高分辨灵敏度;(3)从传统方法与改进方法得到的频域参数 MPF 的斜率值来看,7名受试者频域参数 MPF 均随着时间推移有变小趋势(趋势性)。综上所述,改进方法具有显著性高分辨灵敏度,具有将 s-EMG 的频域参数 MPF 特征信息扩大识别的效果。

【参考文献】

- [1] 杨铮. 基于肌肉活动段检测表面肌电信号灵敏性研究[D]. 保定: 河北大学, 2016.
YANG Z. Study on the sensitivity of surface electromyographic signal detection based on muscle active segment [D]. Baoding: Hebei University, 2016.
- [2] KARTHICK P A, RAMAKRISHNAN S. Muscle fatigue analysis using surface EMG signals and time-frequency based medium-to-low band power ratio[J]. Electron Lett, 2015, 52(3): 185-186.
- [3] 王立玲, 杨铮, 刘元博, 等. 基于 sEMG 信号的不同年龄下男性肌肉疲劳特性研究[J]. 中国康复医学杂志, 2019, 34(2): 204-206.
WANG L L, YANG Z, LIU Y B, et al. Study on muscle fatigue characteristics of men of different ages based on sEMG signal [J]. Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2019, 34(2): 204-206.
- [4] 王福旺, 王宏, 罗旭. 基于 EEG 与 EOG 信号的疲劳驾驶状态综合分析[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2014, 35(2): 175-178.
WANG F W, WANG H, LUO X. Comprehensive analysis of fatigue driving based on EEG and EOG signals[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2014, 35(2): 175-178.
- [5] 王立玲, 杨铮, 刘瑾. 基于积分肌电值结合双阈值的 s-EMG 活动段的检测[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2018, 50(3): 65-71.
WANG L L, YANG Z, LIU J. Detection of S-EMG activity based on integral electromyography combined with double thresholds [J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2018, 50(3): 65-71.
- [6] TESCH P A, DUDLEY G A, DUVOISIN M R, et al. Force and EMG signal patterns during repeated bouts of concentric or eccentric muscle actions[J]. Acta Physiol, 2010, 138(3): 263-271.
- [7] GONZÁLEZ-IZAL M, MALANDA A, GOROSTIAGA E, et al. Electromyographic models to assess muscle fatigue [J]. J

- Electromyogr Kinesiol, 2012, 22(4): 501-512.
- [8] 杨铮, 王立玲, 马东. 基于自回归模型表面肌电信号检测肌肉疲劳研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(6): 673-679.
YANG Z, WANG L L, MA D. Research on muscle fatigue detection based on surface EMG signal of autoregressive model[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2018, 37(6): 673-679.
- [9] 任见, 李传江, 翟润哲, 等. 上肢肌肉疲劳的sEMG信号特征分析[J]. 仪表技术, 2015(12): 26-28.
REN J, LI C J, ZHAI R Z, et al. sEMG signal characteristic analysis of upper limb muscle fatigue[J]. Instrument Technology, 2015(12): 26-28.
- [10] 阳国清, 莫鸿强, 李文, 等. 连续语音流中咳嗽信号的端点检测[J]. 生物医学工程学杂志, 2010, 27(3): 544-547.
YANG G Q, MO H Q, LI W, et al. Endpoint detection of coughing signals in continuous speech flow [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2010, 27(3): 544-547.
- [11] 顾亚强, 赵晖, 吴波. 一种语音信号端点检测的改进方法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(5): 340-343.
GU Y Q, ZHAO H, WU B. An improved method of endpoint detection for speech signals[J]. Computer Simulation, 2010, 27(5): 340-343.
- [12] 王文会. 基于多传感器信息检测和融合的手语手势识别研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010.
WANG W H. Sign language gestures based on multi-sensor information detection and fusion identification research[D]. Hefei: University of Science & Technology China, 2010.
- [13] 李琳, 王建辉, 顾树生. 一种改进的基于信号能量阈值的表面肌电信号自动分割方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(6a): 188-191.
LI L, WANG J H, GU S S. Based on an improved signal energy threshold automatic segmentation of surface EMG signals [J]. Computer Science, 2013, 40(6a): 188-191.
- [14] 张翠改. 基于谱熵的语音端点检测算法的研究[D]. 保定: 河北大学, 2010.
ZHANG C G. A study of the speech endpoint detection algorithm based on spectral entropy[D]. Baoding: Hebei University, 2010.
- [15] 张峰. 坐卧式下肢康复机器人主被动训练控制方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2012.
ZHANG F. Research on passive and passive training control method of sitting lower limb rehabilitation robot[J]. Beijing: University of Chinese Academy of Science, 2012.
- [16] DIMITROV G V, ARABADZHEV T I, MILEVA K N, et al. Muscle fatigue during dynamic contractions assessed by new spectral indices [J]. Med Sci Sports Exerc, 2006, 38(11): 1971-1979.
- [17] 黄耐寒. 基于表面肌电的肌疲劳分析与肌力预测研究及实现[D]. 合肥: 中国科技大学, 2014.
HUANG N H. Surface EMG muscle fatigue analysis and strength prediction research and Implementation [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.
- [18] ROGERS D R, MACISAAC D T. A comparison of EMG based muscle fatigue assessments during dynamic contractions[J]. J Electromyogr Kinesiol, 2013, 23(5): 1004-1011.

(编辑: 黄开颜)