

• 论 著 •

# 基于表面肌电信号和动作捕捉的上肢运动疲劳分析



徐兆, 吕健, 潘伟杰, 何恺伦

贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室 (贵阳 550025)

**【摘要】** 目前, 上肢运动的疲劳状态监测, 一般单纯依赖表面肌电信号 (sEMG) 对疲劳进行识别和分类, 导致结果不稳定, 存在一定局限。为此, 本文将 sEMG 信号识别与动作捕捉技术引入到疲劳状态监测过程中, 提出了一种融合改进的肌电疲劳阈值算法与生物力学分析的疲劳分析方法。本研究通过右上肢负载屈肘试验, 同步采集肱二头肌 sEMG 信号与上肢动作捕捉数据, 并同时运用柏格 (Borg) 疲劳度主观自觉量表记录受试者疲劳感受。然后, 将融合改进的肌电疲劳阈值算法和生物力学分析的疲劳分析方法与平均功率频率 (MPF)、谱矩比 (SMR)、模糊近似熵 (fApEn)、Lempel-Ziv 复杂度 (LZC) 四种单一评价指标疲劳评价方法的试验结果进行对比。试验结果表明, 本文方法对总体疲劳状态识别率结果达到 98.6%, 对轻松、过渡、疲劳三种状态的识别率分别达到 97%、100%、99%, 较其他方法更有优势。本文研究结果证明, 本文方法在上肢运动过程中能够有效预防过度训练引起的二次损伤, 对于疲劳监护具有重要意义。

**【关键词】** 肌电疲劳阈值; 动作捕捉; 生物力学; 上肢疲劳分析

## Fatigue analysis of upper limb rehabilitation based on surface electromyography signal and motion capture

XU Zhao, LU Jian, PAN Weijie, HE Kailun

Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of the Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, P. R. China

Corresponding author: LU Jian, Email: 305515940@qq.com

**【Abstract】** At present, fatigue state monitoring of upper limb movement generally relies solely on surface electromyographic signal (sEMG) to identify and classify fatigue, resulting in unstable results and certain limitations. This paper introduces the sEMG signal recognition and motion capture technology into the fatigue state monitoring process and proposes a fatigue analysis method combining an improved EMG fatigue threshold algorithm and biomechanical analysis. In this study, the right upper limb load elbow flexion test was used to simultaneously collect the biceps brachii sEMG signal and upper limb motion capture data, and at the same time the Borg Fatigue Subjective and Self-awareness Scale were used to record the fatigue feelings of the subjects. Then, the fatigue analysis method combining the EMG fatigue threshold algorithm and the biomechanical analysis was combined with four single types: mean power frequency (MPF), spectral moments ratio (SMR), fuzzy approximate entropy (fApEn) and Lempel-Ziv complexity (LZC). The test results of the evaluation index fatigue evaluation method were compared. The test results show that the method in this paper has a recognition rate of 98.6% for the overall fatigue state and 97%, 100%, and 99% for the three states of ease, transition and fatigue, which are more advantageous than other methods. The research results of this paper prove that the method in this paper can effectively prevent secondary injury caused by overtraining during upper limb exercises, and is of great significance for fatigue monitoring.

**【Key words】** Electromyography fatigue threshold; Motion capture; Biomechanics; Upper limb fatigue analysis

DOI: 10.7507/1001-5515.202108026

基金项目: 国家自然科学基金 (52065010); 贵州省教育厅自然科学研究项目 (黔教合 YJSCXJH (2018) 088); 贵州省自然科学基金 (黔科合基础-ZK[2021]一般 341)

通信作者: 吕健, Email: 305515940@qq.com

<http://www.biomedeng.cn>

## 引言

人体上肢运动是骨骼肌在中枢神经的刺激下收缩并带动骨骼以关节为支点所产生的定向运动<sup>[1]</sup>,持续性的负载上肢运动会使上肢疲劳产生一定程度的积累,导致肌肉骨骼劳损,造成肌肉骨骼失调<sup>[2]</sup>。上肢疲劳分析在上肢康复训练、上肢体能训练、上肢运动辅助设备的设计和优化等方面被广泛运用<sup>[3]</sup>。有效的上肢疲劳监测能够为上肢运动疲劳提供量化参考和评价,能将疲劳特征作为训练策略制定和调整的重要依据,从而降低上肢劳损的风险。

目前,国内外各研究机构利用表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)特征、生物力学分析等手段,在疲劳监测以及分析等方面取得了一定成果<sup>[4-7]</sup>。例如,Matsumoto等<sup>[4]</sup>首次提出了应用sEMG信号特征值对骨骼肌负荷进行量化判断的方法,称为肌电疲劳阈值(electromyogram fatigue threshold, EMG<sub>FT</sub>)算法。Kang等<sup>[5]</sup>对69名普通男性大学生进行负载递增骑行试验,分析了股外侧肌的EMG<sub>FT</sub>,并对EMG<sub>FT</sub>和通气阈值(ventilatory threshold, VT)进行了相关性分析,结果显示EMG<sub>FT</sub>和VT均与疲劳具有高度的相关性。王琳等<sup>[6]</sup>结合生物力学理论分析了sEMG信号对颈部肌肉疲劳状态的反映效果。刘晓光等<sup>[7]</sup>通过对10名健康受试者在负载可调的功率自行车上进行负载递增骑行试验,验证了基于EMG<sub>FT</sub>来分析肌肉疲劳的有效性。然而,疲劳是一类多维驱动的复杂生理现象,但目前的研究中大多数将sEMG信号作为疲劳判断的唯一标准,随着上肢训练时长的增加,生物电信号信噪比降低<sup>[8]</sup>,单纯依赖sEMG信号对疲劳进行识别和分类会使结果不稳定,存在一定局限性。人的肢体活动是由骨骼肌以及关节共同协作完成的多自由度复杂运动<sup>[9-12]</sup>,sEMG信号主要用于量化所测肌肉的活动状态,常用于身体局部肌肉负荷以及疲劳程度的评估,并不能对关节的疲劳程度进行评估。

针对以上问题,本文通过sEMG信号和动作捕捉技术,提出了一种融合EMG<sub>FT</sub>算法和生物力学分析的疲劳分析方法。通过对15名健康受试者进行右上肢负载曲肘试验,同步采集肱二头肌sEMG信号、右上肢动作捕捉数据,并通过伯格(Borg)疲劳度主观自觉量表记录受试者主观疲劳感受,分析肱二头肌的EMG<sub>FT</sub>,建立肘关节生物力学模型、计算肘关节切向力方差。本文通过综合评

价上肢骨骼肌以及关节疲劳程度,并与平均功率频率(mean power frequency, MPF)、谱矩比(spectral moments ratio, SMR)、模糊近似熵(fuzzy approximate entropy, fApEn)、Lempel-Ziv复杂度(Lempel-Ziv complexity, LZC)四种单一评价指标疲劳评价方法进行对比,以验证本文方法的有效性,本文研究方法如图1所示。

## 1 基于改进的EMG<sub>FT</sub>算法的肌肉疲劳分析方法

### 1.1 sEMG原始信号预处理

肌电信号(electromyography, EMG)是神经肌肉系统活动时的生物电信号变化经电极引导、放大、显示和记录所获得的一维电压时间序列信号,而sEMG信号则是浅层肌肉EMG信号和神经干上电活动在皮肤表面形成的具有非线性特征的综合生物电效应<sup>[13]</sup>,sEMG信号通过电极在皮肤表面进行EMG信号的采集,具有非损伤性、实时性、多靶点测量等特点,常用于身体局部肌肉负荷以及疲劳程度的评估<sup>[14]</sup>。

在进行EMG<sub>FT</sub>的计算之前,需要对采集到的包含一定噪声的原始sEMG信号进行预处理,首先设计0~500 Hz低通滤波器对经由sEMG信号采集模块(EMGduino8通道肌电采集模块,航奕生物,中国)采集到的原始sEMG信号进行低通滤波,去除高频干扰;然后采用49.5~50.0 Hz自适应陷波器滤除信号中的工频和谐波干扰;最后运用小波阈值去噪。由于小波变换中的时与频的定位特性,可以进行信号的时变谱分析,能够在各类细节上分析sEMG信号。因此小波阈值去噪是sEMG信号分析的有力工具<sup>[15]</sup>。本文通过观察sEMG信号的频域情况,发现能量在300 Hz以下的部分占全部能量的80%,主要集中在50~220 Hz之间。因此,本研究分解次数选择4层,如图2所示为sEMG信号预处理过程的时域图。

### 1.2 改进的EMG<sub>FT</sub>算法及其原理

EMG<sub>FT</sub>是指利用sEMG信号及其分析技术来确定运动肌疲劳阈值的方法。与传统的反映疲劳阈值的生理指标相比,sEMG信号变化特征与肌肉活动状态及其功能特征之间存在较好的关联性<sup>[16-17]</sup>。目前,广泛认同肌肉运动达到无氧阈值(anaerobic threshold, AT)时,骨骼肌进入疲劳状态<sup>[18-21]</sup>。通过对EMG<sub>FT</sub>进行计算得到的结果,能够用来测定AT和对应骨骼肌负荷强度。

刘晓光等<sup>[7]</sup>根据Matsumoto等<sup>[4]</sup>首次提出的

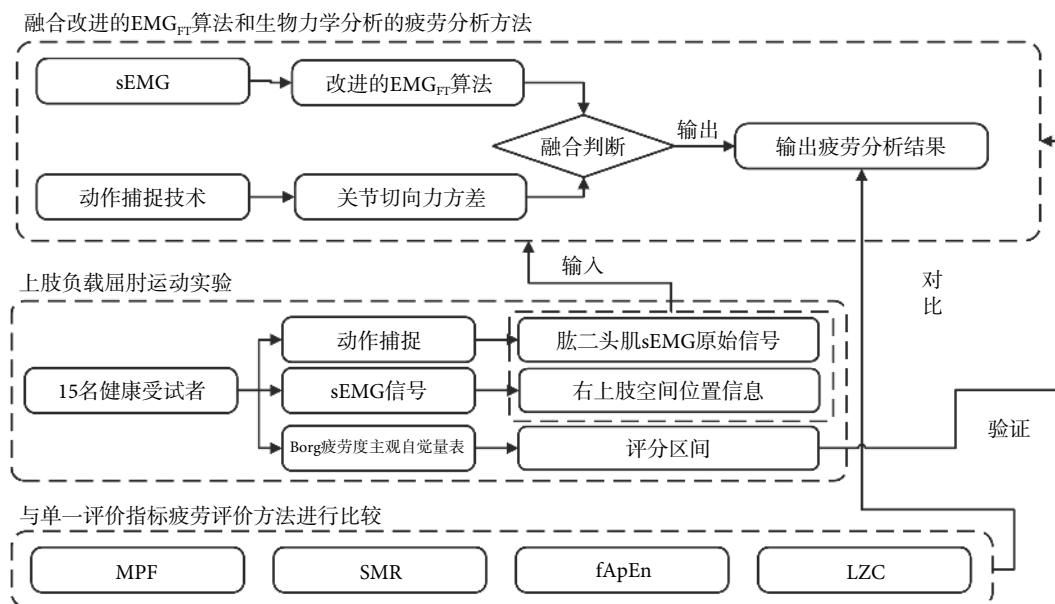


图1 基于 sEMG 信号和动作捕捉的上肢疲劳分析研究方法

Fig.1 Upper limb fatigue analysis method based on sEMG signal and motion capture

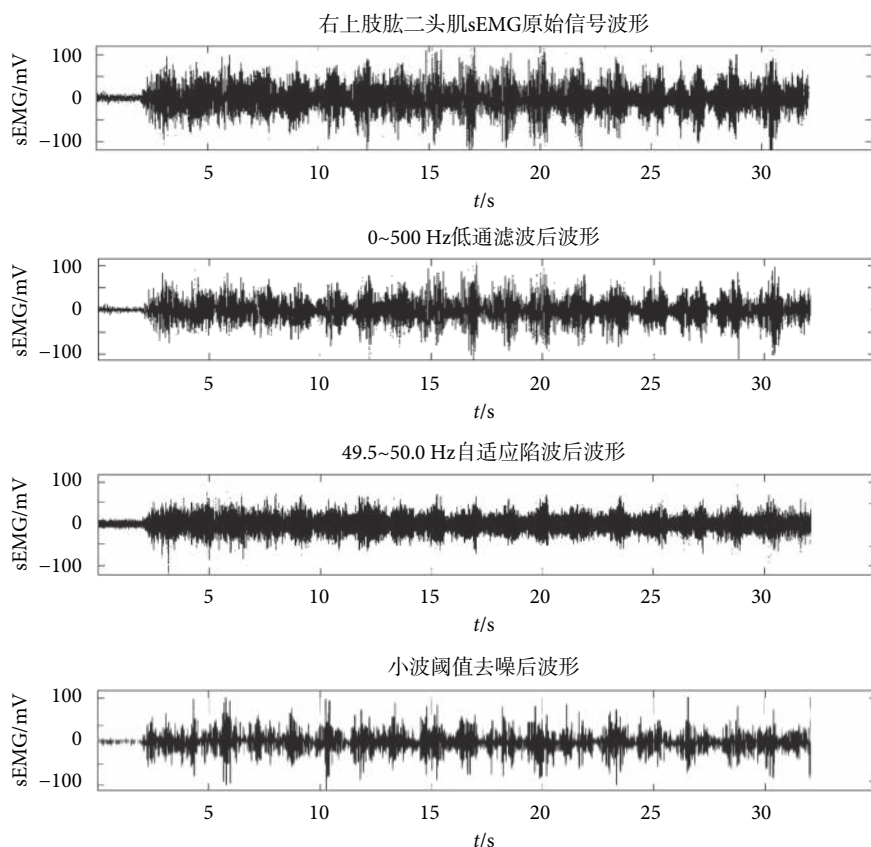


图2 sEMG 信号预处理过程时域图

Fig.2 Time domain diagram of the process of sEMG signal preprocessing

EMG<sub>FT</sub> 算法理论, 进行固定时长的负载递增骑行试验, 将 sEMG 信号的均方根 (root mean square, RMS) 值作为特征值, 结合最小二乘法分析了股外侧肌的 EMG<sub>FT</sub>, 验证了其 EMG<sub>FT</sub> 算法的有效性。

但是由于刘晓光等<sup>[7]</sup>试验设计的特殊性, 固定了试验时长, 试验中采用了固定的时间窗长度 (以符号 *tim* 表示) 与移动窗长度 (以符号 *mov* 表示), 若受试者个体差异导致试验时长不稳定, 固定的 *tim* 与

$mov$  会造成一定程度的数据损失。为提高肌肉疲劳程度的识别率, 本文针对以上问题, 本文设置自适应  $tim$  与  $mov$  对  $EMG_{FT}$  算法进行改进。

**1.2.1 自适应计算时间窗和移动窗** 由于受试者存在个体差异导致疲劳时间不稳定, 即 sEMG 数据集中收集到的数据点数量不稳定。若固定  $tim$  与  $mov$  会使得时间窗与移动窗超出数据集边缘, 导致计算不完全, 造成数据损失, 影响试验结果, 因此本文依据具体试验情况及需求, 设置自适应窗计算 RMS 值。

为提升  $EMG_{FT}$  算法疲劳状态识别准确率, 本文每组试验需要通过自适应窗获取 RMS 值 50 个, 即  $mov$  需要移动 50 次, 其中设置  $tim$  为  $mov$  的两倍长度, 则计算  $mov$  的计算公式如式 (1) 所示, 而  $tim$  的计算公式如式 (2) 所示:

$$mov = \frac{n}{50 \times f} \quad (1)$$

$$tim = 2 \times mov \quad (2)$$

其中,  $n$  为 sEMG 数据集数据点数量,  $f$  为 sEMG 信号采集模块采样频率。

**1.2.2 改进的  $EMG_{FT}$  算法流程** 改进的  $EMG_{FT}$  算法流程如图 3 所示, 具体算法步骤如下:

步骤 (1): 使用 1.1 小节中提到的 sEMG 信号

预处理方法, 对通过 sEMG 信号采集模块采集到的右上肢肱二头肌 sEMG 原始信号进行预处理, 建立 sEMG 数据集。

步骤 (2): 根据 1.2.1 小节中方法自适应计算  $tim$ 、 $mov$ 。

步骤 (3): 由式 (3) 以及步骤 (2) 中计算得到的  $tim$  和  $mov$ , 加窗计算 sEMG 数据集 RMS 值 (以符号  $RMS$  表示), 建立 RMS 数据集, 如式 (3) 所示:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} E_i^2} \quad (3)$$

式 (3) 中,  $N_t$  为  $tim$  内 sEMG 信号数据点数量,  $i$  为 sEMG 信号数据点序号,  $E_i$  为 sEMG 数据集中第  $i$  个 sEMG 信号。

步骤 (4): 将步骤 (3) 中得到的 RMS 数据集分为  $X$ 、 $Y$  两个部分, 前 5 个 RMS 数据点为  $X_1$ , 剩余 RMS 数据点为  $Y_1$ ,  $X_1$  和  $Y_1$  组成拟合组 1。再将前 6 个 RMS 数据点作为  $X_2$ , 剩余 RMS 数据点为  $Y_2$ ,  $X_2$  和  $Y_2$  组成拟合组 2。直到  $Y_n$  的 RMS 数据点数量等于  $X_1$  的 RMS 数据点数量时,  $X_n$  和  $Y_n$  组成拟合组  $n$ 。分别对每组进行一阶最小二乘拟合, 每组得到两条拟合直线, 然后计算每组两条拟合直线的斜率乘积。

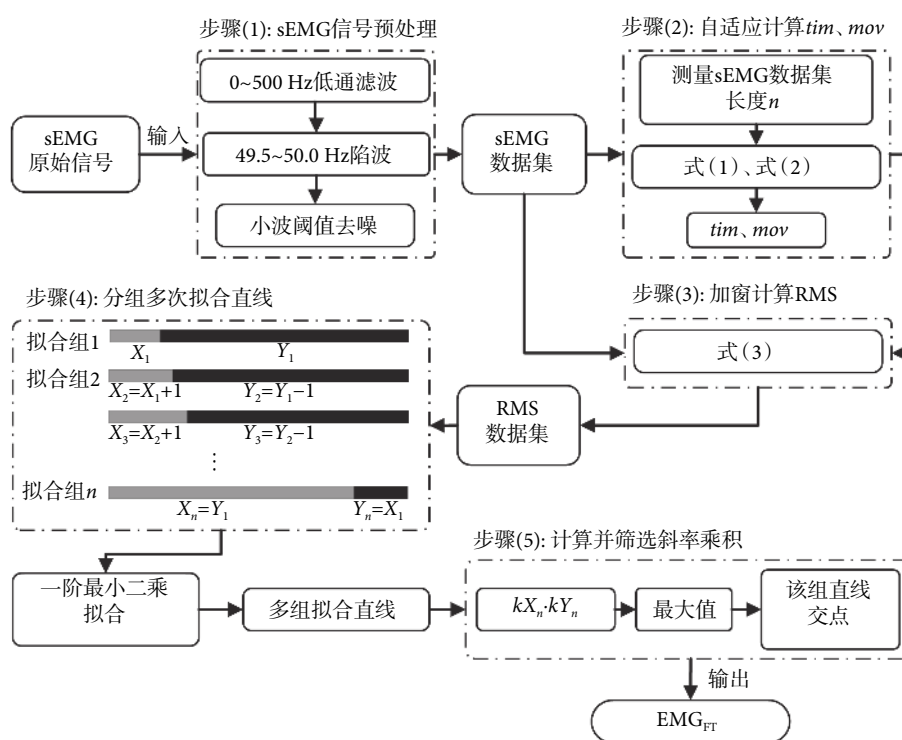


图 3 改进的  $EMG_{FT}$  算法流程

Fig.3 Flowchart of improved  $EMG_{FT}$  algorithm



步骤(5): 计算斜率乘积  $kX_n \cdot kY_n$  最大的一组数据所拟合直线的交点, 即为  $EMG_{FT}$ 。

## 2 融合改进的 $EMG_{FT}$ 算法和生物力学分析的疲劳分析流程

### 2.1 肘关节疲劳分析方法

上肢屈肘动作主要由肱二头肌群以及肘关节协作完成<sup>[22]</sup>, 仅利用 sEMG 信号的  $EMG_{FT}$  算法只能对上肢屈肘运动中的肌肉疲劳程度进行评价。因此本文在改进的  $EMG_{FT}$  算法的基础上, 通过动作捕捉技术采集三维人体肢体运动的位置数据, 获得各关节绝对坐标, 建立上肢球棍模型、计算肘关节空间位置关系, 通过角速度与角加速度、切向力变化及其方差对关节疲劳程度进行评价, 对照  $EMG_{FT}$  算法输出结果共同评价上肢负载屈肘过程中骨骼肌与关节的疲劳程度, 建立基于 sEMG 信号和动作捕捉技术的上肢康复疲劳评价模型。

**2.1.1 建立上肢生物力学模型** 本文采用多刚体节段和铰链关节的球棍结构建立人体上肢球棍模型, 在球棍模型中对上肢关节角度进行定义。人体额状面上肢球棍模型如图 4 所示。

图 4 中, 点  $a$  为肩关节中心点, 点  $b$  为肘关节中心点, 点  $c$  为腕关节中心点。  $c_1$  为屈肘运动过程中腕关节某一点位置。上臂与前臂的夹角  $\theta$  为肘关节角度。屈肘运动可以近似理解为前臂绕肘关节点(点  $b$ )作非匀速运动。

根据生物力学分析以及人体测量学中肢体参数计算公式, 对上肢屈肘运动过程进行受力分析, 上肢屈肘运动过程受力分析如图 5 所示。

图 5 中,  $P$  为前臂和手部质心,  $H$  为肘关节中心,  $L_1$  为前臂和手的质心到肘关节中心点的距离,  $\theta$  为上臂与前臂的夹角,  $G_1$  为前臂和手部的重力,  $G_2$  是重物的重力,  $F_g$  是手部对重物的支持力,  $F_x$  为前臂和手绕肘关节点作非匀速运动时的离心力,  $F_n$  为前臂和手绕肘关节点作非匀速运动时的切向力。

**2.1.2 肘关节疲劳分析方法** 为评价上肢负载屈肘运动中的肘关节疲劳程度, 本文运用上肢位置信息绝对坐标, 计算肘关节角度及其变化情况, 计算肘关节切向力方差, 以此反映肘关节切向力的稳定性。肘关节疲劳分析方法具体步骤如下:

步骤(1): 三维人体肢体运动的位置数据获取

根据人体额状面上肢球棍模型, 如图 4 所示, 于  $a$ 、 $b$ 、 $c$  三点设置动作捕捉惯性传感器, 记录  $a$ 、 $b$ 、 $c$  三点运动过程中的绝对坐标数据。

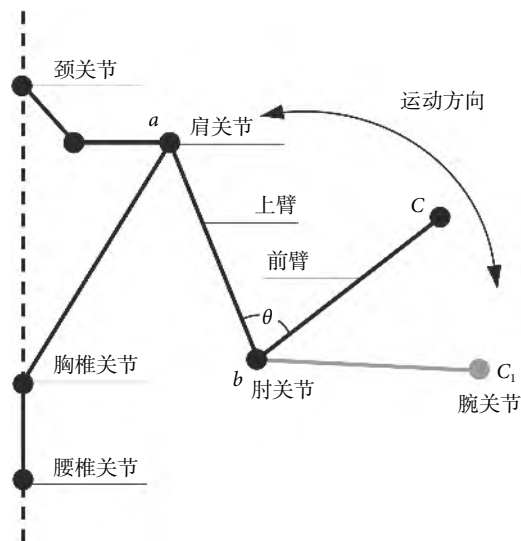


图 4 人体额状面上肢球棍模型

Fig.4 Ball and stick model of the upper limb on the frontal plane of the human body

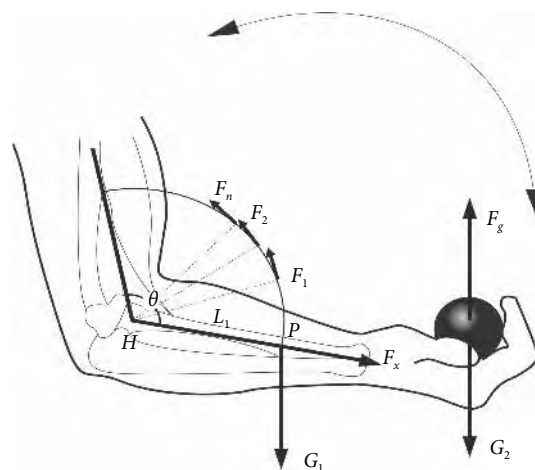


图 5 上肢屈肘运动过程受力分析

Fig.5 Stress analysis of elbow flexion in upper extremity

步骤(2): 肘关节角度计算

根据动作捕捉惯性传感器获得的绝对坐标数据, 定义  $O_m^n(t: x, y, z)$  代表受试者  $m$  身上第  $n$  个点在  $t$  时刻的三维坐标值。如图 4 所示,  $a$ 、 $b$ 、 $c$  是空间中 3 个点,  $\theta$  代表肘关节角度,  $\theta$  计算方法如式(4)所示:

$$\cos \theta = \frac{\vec{ab} \cdot \vec{bc}}{|\vec{ab}| \cdot |\vec{bc}|} \quad (4)$$

步骤(3): 肘关节角速度计算

由于上肢屈肘运动中肘关节角度  $\theta$  随时间  $t$  非匀速变化, 根据本小节步骤(2)中计算得到的肘关节角度  $\theta$  加窗计算角速度  $\omega$ , 计算方法如式(5)所示:

$$\omega = \frac{\Delta\theta}{\Delta t} \quad (5)$$

步骤(4): 肘关节角加速度计算

由于人体上肢屈肘运动并不是完全的匀速运动, 因此上肢屈肘运动过程中角速度处于变化中, 根据步骤(3)中得到的角速度 $\omega$ 加窗计算角加速度 $a$ , 计算方法如式(6)所示:

$$\alpha = \frac{\Delta\omega}{\Delta t} \quad (6)$$

步骤(5): 肘关节切向力计算

肘关节切向力反映肘关节负载运动过程中的受力情况。如图5所示, 人体上肢屈肘运动时肘关节切向力 $F_n$ 处于不规则变化中, 根据身体各部重量占体重比例<sup>[9]</sup>计算前臂和手部的重力 $G_1, G_2$ 为重物的重力, 由此计算肘关节负载 $m$ , 计算方法如式(7)所示, 通过运动学原理以及本小节步骤(4)中计算得到的角加速度 $a$ , 计算切向力 $F_n$ , 计算方法如式(8)所示:

$$m = \frac{G_1 + G_2}{g} \quad (7)$$

$$F_n = ma \quad (8)$$

步骤(6): 肘关节切向力方差计算

方差是衡量一组随机变量离散程度的度量, 常用来衡量一批数据的波动大小, 反映数据的稳定性<sup>[23-24]</sup>, 由于上肢肘关节处于疲劳状态时肘关节受力会出现波动, 为评价肘关节受力稳定性, 根据本小节步骤(5)中得到的肘关节切向力 $F_n$ , 加窗计算 $F_n$ 方差 $s^2$ , 计算方法如式(9)所示:

$$s^2 = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F}_n)^2 \right] \quad (9)$$

式(9)中,  $n$ 为肘关节切向力 $F_n$ 数量,  $\bar{F}_n$ 为肘关节切向力 $F_n$ 均值。

## 2.2 评价流程

由于单一 sEMG 信号无法作为评价关节疲劳的指标, 本文融合改进的 EMG<sub>FT</sub> 算法和生物力学分析, 对上肢负载屈肘运动进行疲劳分析。在上肢屈肘运动过程中, 综合评价肱二头肌及肘关节的疲劳程度, 提出融合 EMG<sub>FT</sub> 算法和生物力学分析的疲劳评价流程, 在时间序列中, 定义达到 EMG<sub>FT</sub> 阈值时间点为肌肉进入疲劳状态, 达到关节切向力方差峰值时间点为关节进入疲劳状态。具体步骤如图6所示。该评价流程输出四类结果分别为: P1(肌肉关节均疲劳)、P2(仅肌肉疲劳)、P3(仅关节疲劳)、P4(肌肉关节均未疲劳)。

## 3 试验及结果分析

### 3.1 试验

为验证本文所提出的融合改进的 EMG<sub>FT</sub> 算法和生物力学分析的疲劳分析方法的有效性, 本试验招募 15 名健康男性志愿者参与研究, 年龄 ( $22.4 \pm 1.5$ ) 周岁, 身高 ( $173.2 \pm 5.8$ ) cm, 体重 ( $65.3 \pm 7.2$ ) kg, 体质指数 (body mass index, BMI) 为  $22.7 \pm 1.8$ 。受试者均身体健康, 无肢体损伤等疾病和不良嗜好。数据采集地为现代制造技术教育部重点实验室, 受试者在试验前均已熟悉本试验方案和流程且签署志愿者知情同意书。整个试验已通过贵州大学人体医学实验伦理分委员会审查并获得伦理审查通知书。受试者在试验前 3 月内每周锻炼次数不超过 2 次且在试验前 48 h 内未进行剧烈运动。sEMG 信号采集设备采用 sEMG 信号采集模块 (EMGduino8 通道肌电采集模块, 航奕生物, 中国)。动作捕捉设备采用 Smartsuit (pro, Rokoko, 丹麦)。根据人体生理学结构, 同步采集每位受试者右上肢肱二头肌 sEMG 信号和右上肢动作捕捉数据, sEMG 信号采样频率为 1 kHz, 动作捕捉数据采样频率为 30 Hz, 传感器位置如图7所示, S1 为右上肢肱二头肌处的 sEMG 信号传感器, S2、S3 为

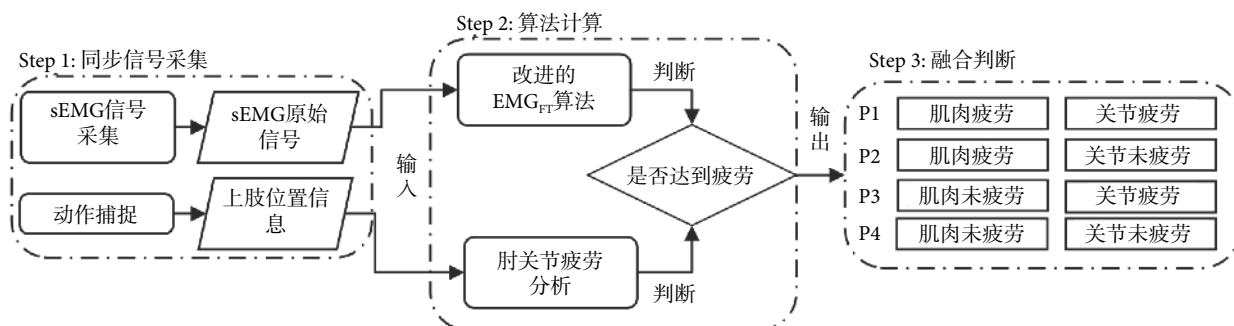


图6 融合 EMG<sub>FT</sub> 算法和生物力学分析的疲劳分析方法

Fig.6 Fatigue analysis method integrating EMG<sub>FT</sub> and biomechanics

sEMG 信号参考电极。C1、C2、C3、C4 分别为右上肢肩、上臂、前臂以及手处的 9 自由度惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 运动跟踪传感器 (Smartsuit pro, Rokoko, 丹麦)。

受试者测试前刮除右上肢肱二头肌周围体毛, 用 75% 酒精擦拭传感器处皮肤, 降低汗液导致电极移动引起的低频噪声。受试者保持坐立, 右上肢进行负载为 7.5 kg 的屈肘运动, 定义受试者上肢由图 7 位置 a 进行负载屈肘运动到图 7 位置 b 再回到图 7 位置 a 为一次完整屈肘运动。每位受试者进行 15 次完整的屈肘运动, 并在负载屈肘运动期间在测试者帮助下完成 Borg 量表评分。在 Borg 量表中将受试者主观疲劳程度分为 1~12 评分区间, 分别选取 Borg 量表中 1~4、5~8、9~12 分数段对应轻松、过渡和疲劳 3 种状态进行相关问题的分析和讨论。

### 3.2 试验结果分析

利用 1.2 节所述改进的  $EMG_{FT}$  算法分析受试者右上肢肱二头肌的疲劳时间, 如图 8 所示为随机抽取的其中一名受试者 RMS 值分组拟合过程,  $X-RMS$  为  $X_n$  拟合直线,  $Y-RMS$  为  $Y_n$  拟合直线。选取所拟合直线斜率乘积最大的一组, 获取该受试者在进行上肢负载屈肘运动时肱二头肌的  $EMG_{FT}$ 。

利用 2.1.2 节中所述肘关节疲劳分析方法, 计算分析受试者右上肢肘关节疲劳情况。其中一名受试者进行上肢负载屈肘运动时, 手与前臂绕肘关节中心点作非匀速运动时的肘关节角度变化情况, 以及该过程中切向力变化情况如图 9 所示。

表 1 为融合改进的  $EMG_{FT}$  算法和生物力学分析的疲劳分析方法输出结果与 Borg 量表评分区间

对照。如图 10 所示, 为受试者中随机 3 名受试者进行上肢负载屈肘运动时,  $EMG_{FT}$  和肘关节切向力方差变化对照。由图 10 可知, 3 名受试者先后出现肱二头肌  $EMG_{FT}$  以及肘关节切向力方差峰值。上肢负载屈肘运动中, 肱二头肌  $EMG_{FT}$  与肘关节切向力方差峰值存在一定相关性, 且肘关节切向力方差峰值出现早于肱二头肌  $EMG_{FT}$ 。

如表 2 所示, 为 15 名受试者进行上肢负载屈肘运动时, 疲劳分析评价流程与 Borg 主观量表输出结果对比, 反映了受试者疲劳情况与主观疲劳感受的关系。由表 2 可知, 上肢屈肘运动中肘关节平均疲劳时间为 17.10 s, 肱二头肌平均疲劳时间为 19.92 s, 且肘关节先于肱二头肌出现疲劳状态。平均时间差为 1.92 s (过渡状态时长平均值)。评价流程输出结果与 Borg 量表评分区间结果一致, 在肘关节疲劳前, Borg 量表评分区间结果为轻松; 在肘关节疲劳后肱二头肌疲劳前, Borg 量表评分区间结果为过渡; 在肱二头肌疲劳后, Borg 量表评分区间结果为疲劳, 验证了本文提出模型的有效性。

### 3.3 不同疲劳评价方法比较

基于单一 sEMG 信号特征值对疲劳进行评价的算法主要分为两类: 第一类是基于 sEMG 信号频谱分析的疲劳评价算法<sup>[25]</sup>。例如: MPF、SMR。第二类是从 sEMG 信号的非线性特征对肌肉疲劳进行评价的算法。例如: fApEn、LZC。为验证本文方法相较于单一 sEMG 信号特征值对疲劳状态识别的优势, 采用试验中得到的 RMS 值作为输入值, 将本文方法输出结果与 MPF、SMR、fApEn、LZC 四种单一评价指标疲劳评价方法的试验结果进行对比。

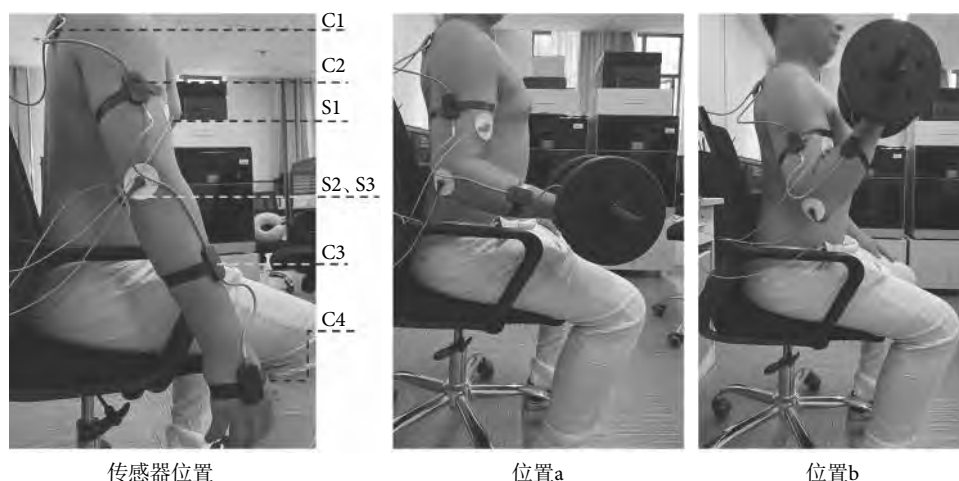


图 7 上肢试验过程及传感器放置

Fig.7 Upper limb experiment procedure and sensor placement



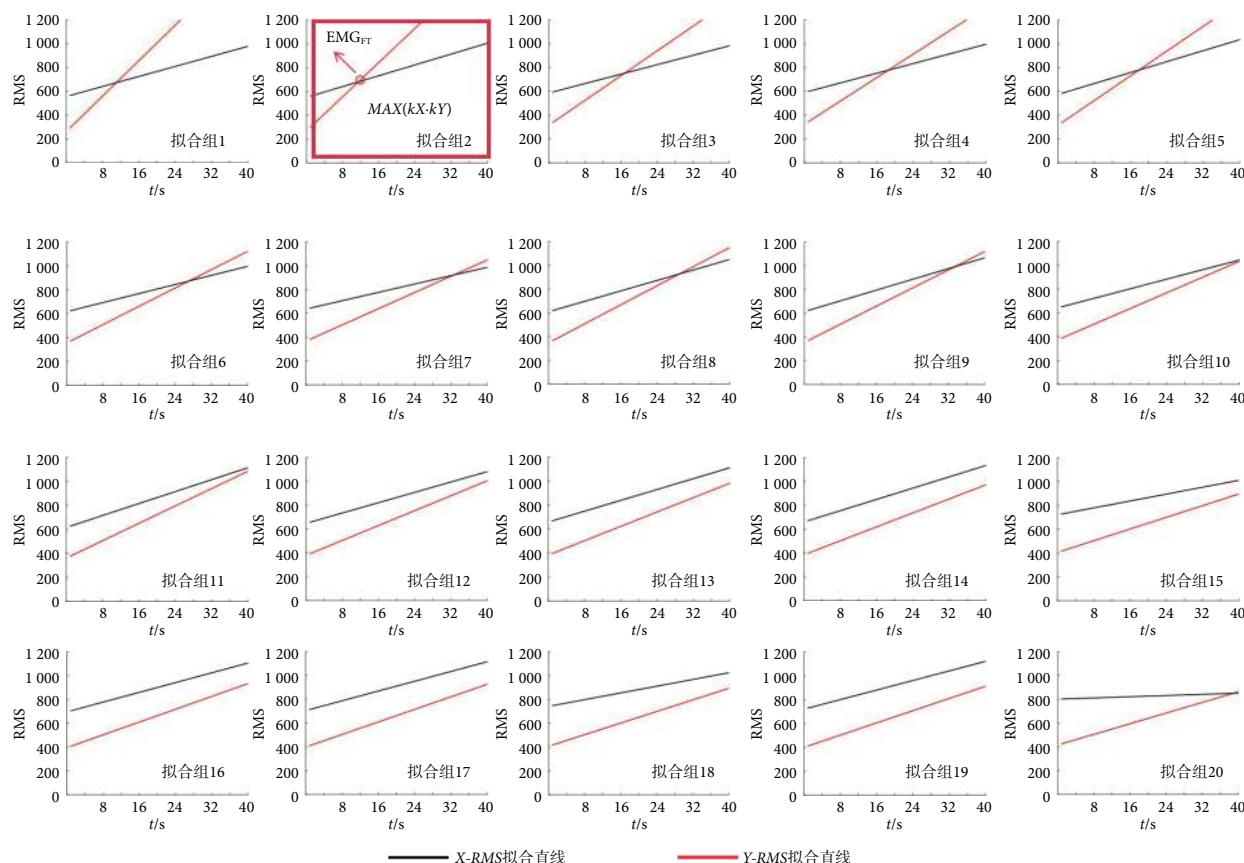


图8 RMS 一阶最小二乘拟合过程

Fig.8 RMS first order least squares fitting process

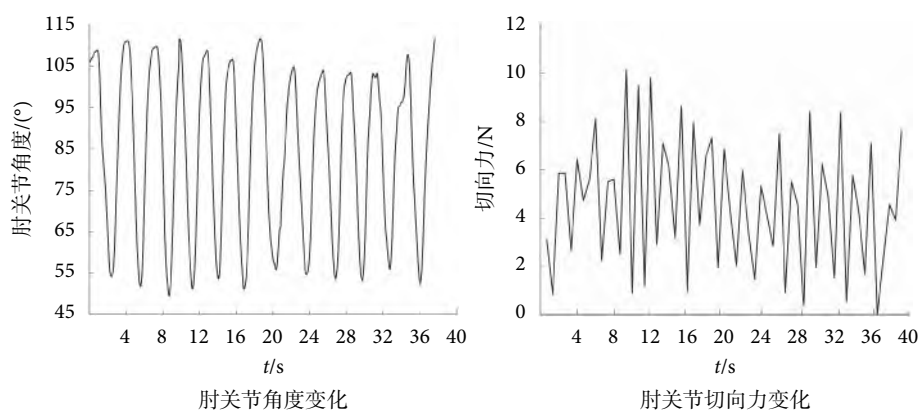


图9 肘关节角度和切向力变化情况

Fig.9 Changes in elbow angle and tangential force

表1 评价流程输出结果与 Borg 量表评分对照关系

Tab.1 Comparison between the output results of the evaluation process and Borg scale scores

评价流程输出结果	Borg 量表评分区间	上肢疲劳状态
P1	9 ~ 12	疲劳
P2、P3	5 ~ 8	过渡
P4	1 ~ 4	轻松

(1) MPF 是以功率谱密度为基础计算得出的特征量。大量研究表明,随着疲劳状态的推

移, sEMG 信号功率谱中的主频率逐渐向较低频率转换,即 MPF 逐渐下降<sup>[26]</sup>。

(2) SMR 是基于谱矩概念提出的一种分析肌肉疲劳的评价算法<sup>[27]</sup>,随着疲劳的推移, SMR 呈线性上升趋势。

(3) fApEn 是基于近似熵提出的一种改进肌肉疲劳监测算法<sup>[28]</sup>,随着疲劳的推移, fApEn 逐渐降低。相较于原始近似熵, fApEn 呈现出更好的一致



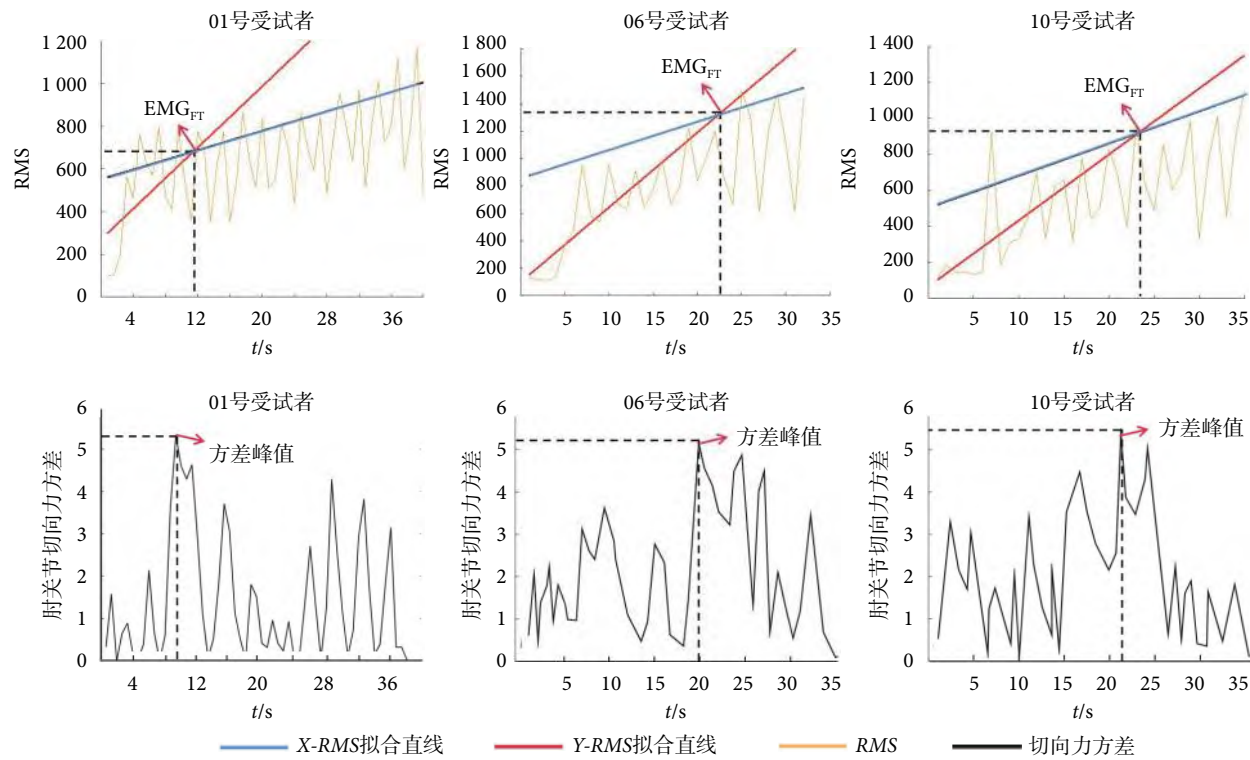


图 10 EMG<sub>FT</sub> 和肘关节切向力方差变化对照

Fig.10 Comparison of EMG<sub>FT</sub> and variance of tangential force at elbow joint

表 2 疲劳分析评价流程与 Borg 主观量表输出结果对比

Tab.2 Comparison of fatigue analysis and evaluation process with Borg subjective scale output results

受试者编号	P1/s	P2、P3/s	P4/s	过渡状态时长/s
01	≥11.67s	10.03 ~ 11.67	≤10.03	1.64
02	≥22.14	20.15 ~ 22.14	≤20.15	1.99
03	≥19.58	17.45 ~ 19.58	≤17.45	2.13
04	≥17.16	16.22 ~ 17.16	≤16.22	0.94
05	≥13.28	11.47 ~ 13.28	≤11.47	1.81
06	≥23.18	21.36 ~ 23.18	≤21.36	1.82
07	≥18.89	17.01 ~ 18.89	≤17.01	1.88
08	≥24.31	22.17 ~ 24.31	≤22.17	2.14
09	≥31.29	30.11 ~ 31.29	≤30.11	1.18
10	≥27.71	25.33 ~ 27.71	≤25.33	2.38
11	≥14.25	12.76 ~ 14.25	≤12.76	1.49
12	≥17.68	16.87 ~ 17.68	≤16.87	0.81
13	≥12.89	10.32 ~ 12.89	≤10.32	2.57
14	≥25.62	21.38 ~ 25.62	≤21.38	4.24
15	≥19.12	17.33 ~ 19.12	≤17.33	1.79
平均值	≥19.92	17.10 ~ 19.92	≤17.10	1.92
Borg 评分均值	10.97 (疲劳)	5.81 (过渡)	2.56 (轻松)	—

性及稳定性。

(4) LZC 复杂度是从非线性分析角度来度量 sEMG 信号疲劳特征的指标<sup>[29-31]</sup>, LZC 反映了一组信号时间序列随时间增加出现新模式的速率, 对于分析非线性的信号具有较好的效果。

为验证本文方法优势, 将本文输出结果分别与 MPF、SMR、fApEn、LZC 四种疲劳评价算法进行

比较, 对比结果如图 11 所示。

由图 11 可知, 本文提出的方法对总体疲劳状态识别率结果达到了 98.6%。相较于 MPF、SMR、fApEn、LZC 四种方法有明显优势, 本文方法对过渡状态的识别率达到 100%, 明显优于其他方法。但在轻松状态的识别上识别率略低于 fApEn (98%), 达到了 97%。对疲劳状态的识别率达到

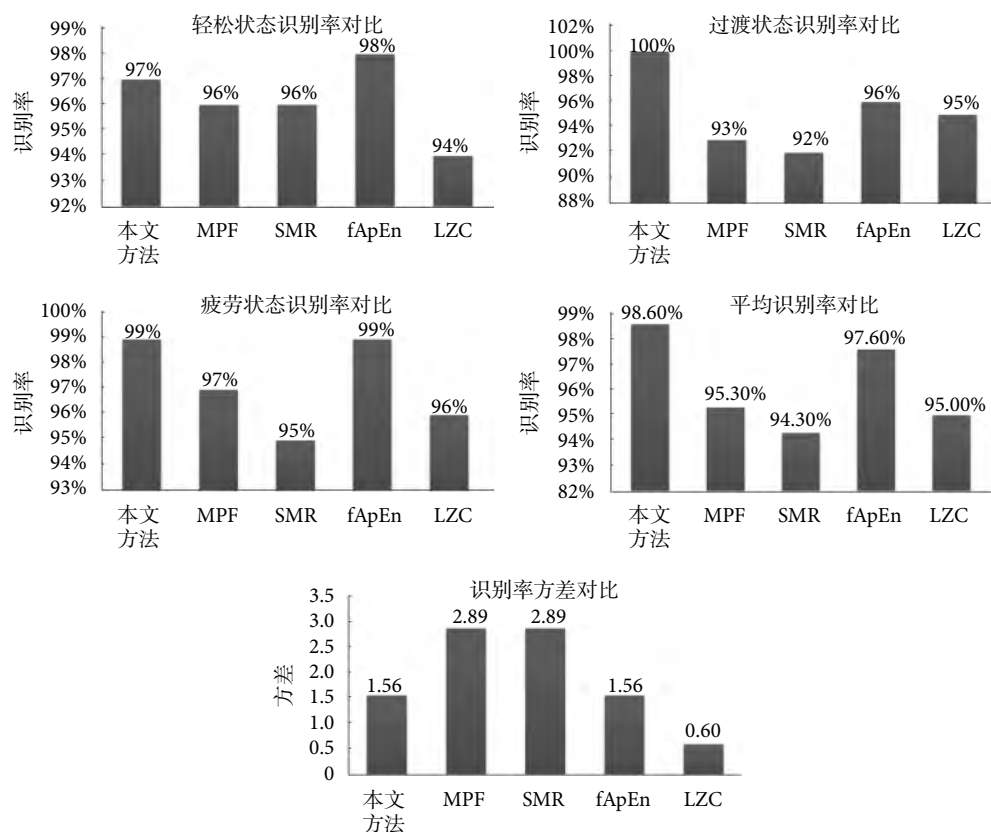


图 11 结果对比柱状图

Fig.11 Bar chart of results comparison

99%, 与 fApEn 相同。本文方法对过渡及疲劳状态的识别能保证较高敏感度和准确率, 可以有效降低依赖单一 sEMG 信号特征值的疲劳评价的误判率。本文方法识别率方差与 fApEn 相同, 低于 MPF 和 SMR 且高于 LZC, 本文方法对于三种疲劳状态的识别稳定性有待提高。

#### 4 结论

在上肢运动过程中, 疲劳是一类多维驱动的复杂生理现象。通过集成多源生物信号、生理信号的疲劳评价方法, 能有效提高疲劳分析的准确率。本文针对目前单纯依赖 sEMG 信号对疲劳状态进行监测所导致的局限性, 以上肢训练中负载屈肘运动的疲劳状态为分析对象, 运用 sEMG 信号和动作捕捉技术手段, 提出了一种融合改进的 EMG<sub>FT</sub> 算法与生物力学分析的疲劳分析方法, 并将其输出结果与 Borg 量表进行映射。通过对 15 名受试者进行上肢负载屈肘运动试验, 验证了本文方法的有效性。本文方法对综合疲劳状态的识别率达到了 98.6%, 明显优于其他基于单一 sEMG 信号特征值疲劳评价算法。试验证明, 本文提出的基于 sEMG 信号与动作捕捉的上肢疲劳度评价模型能为

上肢运动及训练提供有效的疲劳监护, 同时为上肢运动辅助设备的效能评估和测试提供理论技术支持。

但本文方法一方面仅通过单一肌肉与单一关节的特征值对上肢负载屈肘运动的疲劳状态进行分析, 且在融合判断的过程中没有引入权重参考。因此本文方法对于上肢运动过程中的疲劳判断的准确率有待提高; 另一方面, 本研究试验受试者均为 (22.4±1.5) 岁的健康男性, 因此在接下来的相关研究中, 应将性别以及年龄等差异所导致的疲劳状态差异纳入研究考虑范围。

#### 重要声明

利益冲突声明: 本文全体作者均声明不存在利益冲突。

作者贡献声明: 徐兆负责论文及试验思路构思及分析撰写, 吕健负责试验设计的核实和论文修改, 潘伟杰负责论文修改及排版, 何恺伦负责试验实施和数据整理。

伦理声明: 本研究通过了贵州大学人体医学实验伦理分委员会的审批 (批文编号: HMEE-GZU-2021-T005)。

#### 参考文献

- 1 汤纬地. 基于表面肌电的上肢运动分析关键技术研究. 合肥: 中

- 国科学技术大学, 2021.
- 2 张政委. 基于表面肌电的短视频用户上肢肌肉疲劳特性研究. 天津: 天津科技大学, 2020.
  - 3 刘彬. 基于肌肉疲劳属性的个体最大耐久时间建模与实验研究. 北京: 清华大学, 2018.
  - 4 Matsumoto T, Ito K, Moritani T. The relationship between anaerobic threshold and electromyographic fatigue threshold in college-women. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 1991, 63(1): 1-5.
  - 5 Kang S K, Kim J, Kwon M, *et al.* Objectivity and validity of EMG method in estimating anaerobic threshold. *Int J Sports Med*, 2014, 35(9): 737-742.
  - 6 王琳, 付荣荣, 张陈, 等. 基于生物力学分析Q值对颈肌疲劳的反映效果. *仪器仪表学报*, 2017, 38(4): 878-885.
  - 7 刘晓光, 李梦楠, 王立玲, 等. 基于表面肌电信号的康复过程中肌疲劳有效性分析. *生物医学工程学杂志*, 2019, 36(1): 80-84, 100.
  - 8 李成程. 基于sEMG的不同负载下手腕角度预测研究. 武汉: 武汉科技大学, 2020.
  - 9 刘春波. 人体解剖生理学. 北京: 人民卫生出版社, 2010: 89-103.
  - 10 赵文华, 丛琳. 体力活动划分: 不同类型体力活动的代谢体力活动划分: 不同类型体力活动的代谢. *卫生研究*, 2004, 33(2): 246-249.
  - 11 Yan A F, Voorhees C C, Beck K H, *et al.* A social ecological assessment of physical activity among urban adolescents. *Am J Health Behav*, 2014, 38(3): 379-391.
  - 12 Lewis Z H, Markides K S, Ottenbacher K J, *et al.* The role of physical activity and physical function on the risk of falls in older Mexican americans. *J Aging Phys Act*, 2016, 24(3): 342-349.
  - 13 李玉章. 表面肌电在体育中的应用. 上海: 复旦大学出版社, 2015: 275.
  - 14 郭伏, 人因工程学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 125-165.
  - 15 Promsri A, Mohr M, Federolf P. Principal postural acceleration and myoelectric activity: Interrelationship and relevance for characterizing neuromuscular function in postural control. *Hum Mov Sci*, 2021, 77(5): 102792.
  - 16 Li L. Mirror motion recognition method about upper limb rehabilitation robot based on sEMG. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 2021, 21(4): 1021-1029.
  - 17 Li K, Zhang J, Wang L, *et al.* A review of the key technologies for sEMG-based human-robot interaction systems. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 62: 1145-1169.
  - 18 Luo G F, Chang C M, Shih Y F. The effects of muscle fatigue on scapulothoracic joint position sense and neuromuscular performance. *Musculoskelet Sci Pract*, 2021, 56: 102461.
  - 19 Akizuki K, Yazaki S, Echizenya Y, *et al.* Anaerobic threshold and salivary  $\alpha$ -amylase during incremental exercise. *The Society of Physical Therapy Science*, 2014, 26(7): 1059-1063.
  - 20 Al Harrach M, Afsharipour B, Boudaoud S, *et al.* Extraction of the brachialis muscle activity using HD-sEMG technique and canonical correlation analysis. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2016, 2016: 2378-2381.
  - 21 张冰, 杨锡让, 练碧贞, 等. 临界负荷、肌电图疲劳阈值与无氧阈值的关系统研究. *体育科学*, 1995, 1995(6): 57-60.
  - 22 赵琦. 体能训练理论与方法. 南京: 东南大学出版社, 2017: 263.
  - 23 Guo Q H, Maggi K. Interpretation of scale in paired quadrat variance methods. *Journal of Vegetation Science*, 2004, 15(6): 763-770.
  - 24 Wei P F, Lu Z Z, Ruan W B, *et al.* Regional sensitivity analysis using revised mean and variance ratio functions. *Reliability Engineering and System Safety*, 2014, 121: 121-135.
  - 25 Valentin S, Zsoldos R R. Surface electromyography in animal biomechanics: a systematic review. *J Electromyogr Kinesiol*, 2016, 28: 167-183.
  - 26 De Nooij R, Kallenberg L A, Hermens H J. Evaluating the effect of electrode location on surface EMG amplitude of the m. *erector spinae p. longissimus dorsi*. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2009, 19(4): e257-e266.
  - 27 Kiran M, Ramakrishnan S. Classification of muscle fatigue in dynamic contraction using surface electromyography signals and multifractal singularity spectral analysis. *J Dyn Syst Meas Control*, 2016, 138(11): 138-149.
  - 28 Rodriguez-Falces J, Izquierdo M, González-Izal M, *et al.* Comparison of the power spectral changes of the voluntary surface electromyogram and M wave during intermittent maximal voluntary contractions. *Eur J Appl Physiol*, 2014, 114(9): 1943-1954.
  - 29 Kahl L, Hofmann U G. Comparison of algorithms to quantify muscle fatigue in upper limb muscles based on sEMG signals. *Med Eng Phys*, 2016, 38(11): 1260-1269.
  - 30 Shi J, Cai Y, Zhu J, *et al.* SEMG-based hand motion recognition using cumulative residual entropy and extreme learning machine. *Med Biol Eng Comput*, 2013, 51(4): 417-427.
  - 31 Wang Lejun, Wang Yuting, Ma Aidi, *et al.* A comparative study of EMG indices in muscle fatigue evaluation based on grey relational analysis during all-out cycling exercise. *Biomed Res Int*, 2018, 2018: 9341215.

收稿日期: 2021-08-11 修回日期: 2021-11-30

本文编辑: 陈咏竹

