

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205124

融合肌电信号与 A 型超声的新型肌肉疲劳检测方法*

张亚龙 张世武 孙帅帅 曹雨东 陈怡 金虎 卢昀

(中国科学技术大学 合肥 230031)

摘要:为了提高肌肉的疲劳检测效果,提出了一种双传感融合的方式来弥补单传感模式下信息容易丢失的不足。该方式将表面肌电信号的时频域特征与 A 型超声信号的肌肉厚度特征多维度融合,实现了双传感疲劳检测新模式。采用支持向量机和神经网络多模型训练,表面肌电信号与 A 型超声双传感融合在 3 种疲劳状态下的检测准确率可以达到 85% 以上。相较于仅仅使用表面肌电信号的时频域特征(76.99%)与 A 型超声的肌肉厚度(74.87%)进行疲劳检测,准确率提升了 8%~13%。结果表明对于疲劳检测,表面肌电信号与超声信号双传感融合模式比单传感模式更加准确有效。

关键词:表面肌电信号;A 型超声信号;双传感融合;疲劳检测

中图分类号: TH79;TN609 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Muscle fatigue detection method with fusion of EMG signal and A-type ultrasound

Zhang Yalong Zhang Shiwu Sun Shuaishuai Cao Yudong Chen Yi Jin Hu Lu Yun

(University of Science and Technology of China, Hefei 230031, China)

Abstract: In order to improve the effect of muscle fatigue detection, a dual-sensor fusion method is proposed to make up for the shortcoming that information is easily lost in single-sensor mode. The method realizes a new dual-sensor fatigue detection mode by integrating the time-frequency domain features of the surface EMG signal with the muscle thickness feature of the A-type ultrasound signal in multiple dimensions. Using support vector machine and neural network multi-model training, the detection accuracy of surface EMG and A-type ultrasonic dual-sensor fusion in three fatigue states can reach 85%. Compared with using only the time-frequency domain features of surface EMG signals (76.99%) and the muscle thickness of A-mode ultrasound (74.87%) for fatigue detection, the accuracy is increased by 8%~13%. For fatigue detection, the results show that the dual-sensing fusion mode of surface EMG signal and ultrasonic signal is more accurate and effective than the single-sensing mode.

Keywords: surface EMG signal; A-type ultrasound signal; dual sensor fusion; fatigue detection

0 引言

肌肉疲劳^[1]是人体肌肉活动中的一种伴生现象,肌肉酸痛、乏力是其最直观的表现。随着做功的增加,肌肉附近的乳酸不断积累,肌肉最大收缩能力减小,肌肉运动系统出现暂时性功能下降^[1]。虽然它属于人体的一种正常生理反应,但是肌肉过度疲劳会使相关肌肉负担过重,从而产生暂时或永久性损伤^[2]。尤其对于一些相关肌肉敏感度下降的偏瘫患者,主观疲劳感知与实际肌肉性能

存在很大的偏差,这使“科学康复”变得难以适度、有效。因此,借助一些科技手段从客观上去评价肌肉的性能,可以在一定程度上避免肌肉损伤的出现^[3]。

中枢学说认为肌肉疲劳是大脑皮层为避免持续性兴奋对肌体造成伤害而采取的主动性保护^[4],所以目前主观疲劳仍然被认为最准确的疲劳感知。对此,瑞典生物信息学家 Borg 在 20 世纪 70 年代提出了著名的主观疲劳等级量表(rating of perceived exertion scale, RPE),RPE 表将疲劳状态划分为 4 个大等级和 15 个小等级,是肌肉疲劳主观领域最科学、最权威的评价方式。而从客观上评

收稿日期: 2022-01-16 Received Date: 2022-01-16

* 基金项目:国家自然科学基金(51828503,52005474)、中国科大-爱博智能联合实验室项目资助

价肌肉疲劳状态的方式也有很多,如血氧含量^[5]、肌肉间质液 PH 值、语音频谱^[6]、眼部信息^[7]等,但大多数方式需要采集血液样本并在实验室分析,检测周期过长,容易使人在主观上产生抗拒,更无法反映实时情况。除此之外,肌肉在产生疲劳的过程中,表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)也会发生变化。表面肌电信号^[8]是肌肉在收缩过程中,运动单元运动电位(motor unit action potential, MUAP)在脂肪、皮肤等容积导体滤波后,在肌肉块附近叠加形成的生物电信号。它在宏观上可以反应整个肌肉的生理信息,微观上反应单个肌肉纤维的特征^[9]。利用表面肌电信号里面包含的生理信息,可以进行肌力预估^[10]、手势识别^[11-12]、疲劳检测^[13-14]、康复治疗^[15]等方面的研究与应用^[13]。目前对表面肌电信号的解析主要是从时域和频域两个方向对其提取有用特征。Jero 等^[16]通过分析近似熵与样本熵,通过接频谱成功地区分出肱二头肌的疲劳状态;王乐军等^[17]利用小波分析结合 Elaman 神经网络识别出蹬自行车过程中股直肌的疲劳过程。

之后,很多研究员通过组合表面肌电信号的不同特征和算法来提高其预测疲劳强度的能力,并且取得了不俗的效果^[18-20],但是表面肌电信号只能测得一维空间上的电压信号,缺少空间域的信息,并且其容易受到皮肤表层脂肪等的干扰,这一缺陷让仅利用表面肌电信号完成疲劳状态的预测遇到了瓶颈。针对这一点,可以加入 A 型超声来弥补这一缺陷。超声可以通过超声超声波回波测量肌肉的厚度变化^[21],它反应的是肌肉最直观的空间域状态。超声和表面肌电信号之间存在着有效的互补信息,能够提高外部设备对人体的解码能力。

然而,现在针对单块肌肉的疲劳评估仍然集中在表面肌电信号或超声信号的单独测量中,很少有将两者结合起来去探索肌肉性能的。因现针对肱二头肌,设计等长收缩实验探索将 sEMG 与超声结合起来的评估效果,并且与它们的单个效果进行比较,以探索更准确检测疲劳状态方式的可能性。

1 实验方案

1.1 实验对象与实验设备

整个实验挑选了 8 名志愿者参与实验,如表 1 所示,身体健康,无神经肌肉功能疾病使,均惯用右手,其中 5 名男性、3 名女性,年龄在 23~28 岁之间。所有志愿者在实验前由测试人员亲自示范实验流程,并且签署知情同意书。

表 1 志愿者概况

Table 1 Volunteer profile

编号	性别	年龄	身高/m	体重/kg	臂围/m
1	男	23	1.77	95	0.031 0
2	男	24	1.73	70	0.025 5
3	男	25	1.70	61	0.025 6
4	男	25	1.81	86	0.028 5
5	男	26	1.74	63	0.025 8
6	女	22	1.50	48	0.025 0
7	女	27	1.62	50	0.022 5
8	女	28	1.68	52	0.024 5

实验采用两套设备完成实验,其中表面肌电信号采用美国 Delsys 公司设计的 Trigno Wireless EMG (图 1(a)),它包括 16 通道的肌电传感器,体积比较小并且可以实现远距离的无线传输,采样频率 2 000 kHz。A 型超声采集系统(图 1(b))由实验室自行设计,包括一个中心频率 5 MHz 的超声探头,供电电压 12 V,采样频率 10 MHz,肌肉厚度帧率 20 Hz。上位机采用 Python + LabVIEW 编程,分别采集表面肌电信号与超声信号。

实验过程中还需使用 75% 医用酒精、棉花球、超声耦合剂、3~4 kg 哑铃、标定杆。其中 75% 医用酒精用来除去人体皮肤表面的油脂等杂质,超声耦合剂可消除皮肤表面空气,使超声信号信噪比高。标定杆的主要作用为固定抓握哑铃时上臂的关节角度,使实验过程中肱二头肌基本在做等长收缩。

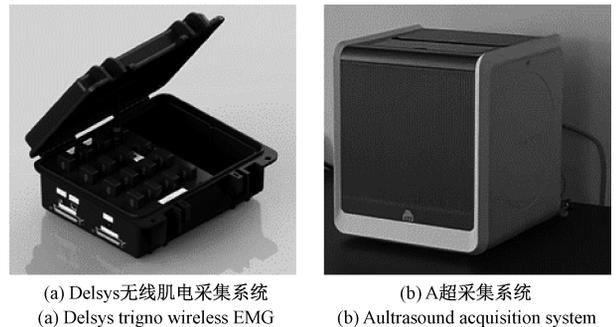


图 1 信号采集系统

Fig. 1 Signal acquisition system

1.2 实验过程

实验前需要向受试者介绍整个实验的流程以及实验有可能产生的影响。首先需要向受试者介绍并熟悉主观疲劳感量表(rating of perceived exertion, RPE),如表 2 所示。由于 RPE 表中包含许多小量级,需要受试者根据自身情况找出每个量级对应的主观感觉。然后测试人员向受试者演示整个实验的流程以及动作模式。在实验初期,并不进行信号采集,而只是让受试者去掌握并且熟悉这种动作模式下的主观疲劳感觉。

表 2 RPE 表

Table 2 Rating of perceived exertion scale

等级	自我感觉	疲劳状态	时间点/s
6	根本无疲劳	轻松	
7	极其疲劳		
8			
9	很轻松		
10			
11	轻松		
12			
13	稍费力	有点累	
14			
15	费力		
16			
17	很费力	很累	
18			
19	极其费力		
20	尽最大努力	极其累	

实验正式开始后,受试者全身完全松,使自己的身心处于平静状态,测试人员用酒精擦洗受试者上臂表面,并且将超声探头放置在右臂肱二头肌上,肌电传感器放置在肱二头肌与肱三头肌上。然后受试者正坐在桌子前,背部挺直,双脚与地面全接触,大腿与小腿呈 90° 弯曲,右臂肘部立在桌子上,肘部下方放置棉垫以防测试过程中痛觉影响疲劳知觉,手肘在标定杆下方并与其接触。

待测试环境与受试者准备好,点击上位机开始按钮,肌电采集系统与超声采集系统同时开始运作。受试者在初始 10 s 保持初始无负重状态(图 2),之后测试人员将哑铃放置在手上,而受试者一直保持初始姿势,下臂一直与标定杆相抵,以保证肌肉一直处于等长收缩下变化。过程中根据主观感觉报告当前疲劳感觉,测试人员记录每个状态的时间点,同时根据受试者皮肤外形以及胳膊抖动情况了解受试者的状态。为防止语言表达过多地影响实验结果,受试者仅需要回复 RPE 表前的编号。待受试者尽最大努力也难以保持当前姿势时,立马关闭采集系统,放下哑铃。实验完毕,整理数据待处理。其中,男性使用 4 kg 哑铃,女性使用 3 kg 哑铃。

2 分析方法

为了能够科学地探索疲劳过程的生理特征,需要一套标准的数据处理流程,如图 3 所示。

2.1 数据预处理

肌电信号中包含 4 大噪声:系统噪声、伪迹、工频干扰和通道间串扰。这些是由于皮肤收缩、电极偏移、交流供电等造成的,无法避免。在分析肌电信号前,必须对其进行预处理以减小噪声对有用信息的干扰。根据肌电信

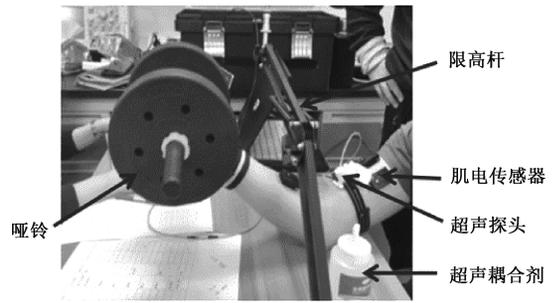


图 2 肌肉疲劳过程实验

Fig. 2 Experimental diagram of muscle fatigue process

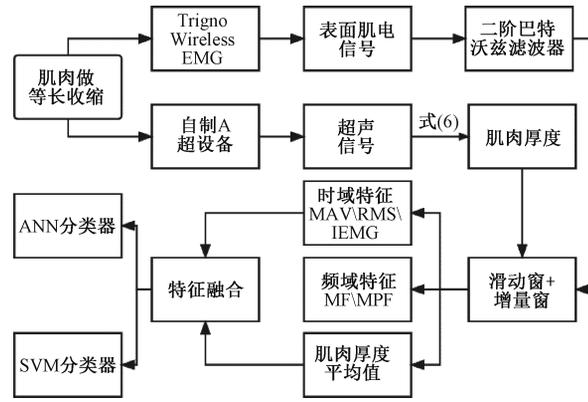


图 3 信号处理流程

Fig. 3 Signal processing flowchart

号作傅里叶变换之后的频谱图,首先对肌电信号作 50 Hz 陷波去除工频干扰,再用 40~500 Hz 巴特沃兹滤波器减少其他噪声。

实验中直接使用超声采集系统计算得到的肌肉厚度,它是由超声回波信号峰值计算得到的。由于担心目前的设备加滤波器会去除超声回波信号中的有用信息,所以没有加前置模拟电路滤波或者数字滤波。这也导致采集到的数据点会出现一些零点、奇异点,这些点在实际使用的过程中必须去掉。但是如果去掉的过多会导致整个数据的采样率发生变形,因此在特征提取之前需要对缺失数据迭代处理。具体的迭代公式如下:

$$y_i = \frac{y_m - y_n}{m - n} \cdot \frac{i - m}{m - n} \quad (n < i < m) \quad (1)$$

其中, y_i, y_m, y_n 表示第 i, m, n 个数据。

2.2 活动段提取

为了尽可能地利用数据,有足够多数据投入算法模型,实验采用“时间窗+增量窗”的方式。所谓的滑动窗是指在选定特征窗口大小后,之后每次在提取特征的窗口按照一定的数据量滑移,而这个滑动的数据量便是增量窗。由于肌电设备的采样率是 2 000/s,超声设备返回肌肉厚度的频率是 20/s,因此在实验中肌电信号采用

1 000 时间窗 (0.5 s)+500 增量窗, 超声信号 10 时间窗 (0.5 s)+5 增量窗。最后将两者计算得到的特征聚类, 投入机器学习的模型进行计算。

2.3 表面肌电信号分析

对表面肌电信号的分析主要从时域和频域两个方向进行。时域特征主要有平均绝对值 (mean average, MAV)、均方根值 (root mean square, RMS)、积分肌电值 (integrated electromyography, iEMG) 等。它们主要反应信号在时间维度的特征, 具有高性能和计算复杂度低等优点。这 3 个时域特征的计算公式如下:

$$MAV = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} x(t) dt \quad (2)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \int_t^{t+T} x^2(t) dt} \quad (3)$$

$$iEMG = \int_t^{t+T} |x(t)| dt \quad (4)$$

其中, $x(t)$ 表示 t 时刻的表面肌电信号值, T 为选取的信号窗口长度。

通过短时傅里叶变换, 将肌电信号的时域幅值转变为频域频谱, 然后提取频谱中的频域特征, 便是肌电信号的频域分析法。这种方法可以分析疲劳过程中运动单元的能量特性和募集情况。常用的频域特征有: 中值频率 (media frequency, MDF)、均值频率 (mean frequency, MNF) 等。具体的计算公式如下:

$$MDF = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} p(f) df \quad (5)$$

$$MNF = \frac{\int_0^{\infty} f \cdot p(f) df}{\int_0^{\infty} p(f) df} \quad (6)$$

其中, $p(f)$ 表示肌电信号的功率谱密度估计函数。

2.4 肌肉厚度

超声可以测量许多直接反应肌肉当前状态下的形态学结构参数, 如肌肉厚度、肌肉羽状角度、肌纤维长度等。随着生理结构的变化, 这些特征也会发生变化。实验选择最具有代表性的肌肉厚度评估疲劳状态。

具体的肌肉厚度计算公式如下:

$$n(i) = (f(i+1) - f(i)) \cdot t \cdot 1540/2 \quad (7)$$

其中, n 为肌肉的厚度, 单位为 m; f 表示峰值所在的横坐标值; t 表示两个峰值之间的时间间隔, 一般取 2.5×10^{-5} s; 1 540 表示超声波的声速, 单位为 m/s。

2.5 归一处理

在将特征投入机器学习算法之前。需要对数据作归一处理, 以保证单个特征处于同一量级, 得到的模型有比较好的梯度。目前主流的方法是最大最小标准化。该方法将同一维度的数据按照一定的比例映射到 $[0, 1]$ 区

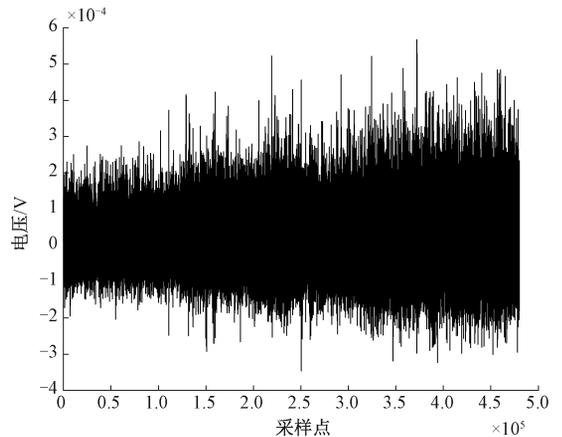
间。公式为:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (8)$$

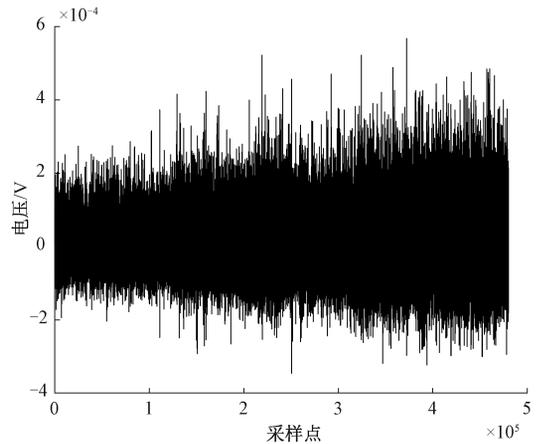
其中, x 为原始数据, X_{\max} 和 X_{\min} 分别表示 x 所在维度数据集的最大值和最小值。

3 试验结果与分析

由于实验初始 10 s 无负重的, 该时间段数据无效。截取 8 名受试者第 10 s 开始到结束的原始数据作为疲劳检测的依据。整个数据分析过程分为表面肌电信号、超声信号的单独分析与分类识别如图 4 所示。



(a) 原始表面肌电信号
(a) Raw surface EMG signal



(b) 过滤后的表面肌电信号
(b) Surface EMG signal after filtering

图 4 疲劳过程中的表面肌电信号

Fig. 4 Surface EMG signal in the process of fatigue

3.1 个体差异分析

如表 3 所示, 通过分析 8 名志愿者静态抓握或动态抓握过程中的疲劳状态变化, 可以看出动态抓握比静态抓握维持的时间短很多, 并且到达每一个阶段的时间点

比静态抓握早,这是因为动态抓握过程中肌肉做向心收缩,消耗更多的能量。而且,胳膊的臂围越大,用力时肌肉可以募集到的运动单元更多,收缩时厚度的变化也太大。除此之外,女性在肌肉强度上与男性有着一定的差距。根据志愿者实验报告,挑选志愿者 2 号的数据作后续数据分析。

表 3 志愿者实验结果

Table 3 Volunteers' experimental results

编号	“有点累”到达时间/s	“很累”到达时间/s	“极其累”到达时间/s	静态-厚度变化/m
1	60/42	122/74	188/122	0.004 5
2	117/85	175/102	240/154	0.001 7
3	109/60	154/92	189/138	0.001 5
4	66/45	123/75	187/130	0.002 5
5	110/48	214/88	256/106	0.001 1
6	20/17	56/35	106/69	0.001 4
7	39/35	55/45	72/53	0.000 43
8	34/22	49/40	87/56	0.000 484

注: x/y 表示静态时间为 x , 动态时间为 y 。

3.2 表面肌电信号时频域变化

研究人员对志愿者的原始肌电信号作时频域分析。经过预处理、活动段提取、划窗之后,分别提取时域上的 MAV、RMS、iEMG (图 5) 以及频域上的 MDF、MPF (图 6)。可以看出,随着负重时间的持续增加,表面肌电信号在时域上的 MAV、RMS、iEMG 有上升趋势,而频域上的 MDF、MPF 有轻微下降的趋势。这是因为随着疲劳进程,肌肉的募集度增加,但肌肉纤维之间的同步现象加剧,频率逐渐变低,但这种同步现象在实际表现中并不明显。

3.3 厚度变化

肌肉募集能力在肌电信号上的体现是时域上的增加,在超声信号上的体现便是肌肉厚度。从肌肉厚度变化图中可以看出,随着疲劳的增加,肌肉厚度也在增加,如图 7 所示。根据大小原则,当肌肉力比较小的情况下,肌肉首先募集小运动单元,当肌肉力逐渐变大的时候,肌肉开始募集大运动单元。在疲劳过程中,随着肌肉疲劳的不断加深,运动单元的收缩力量下降,为了继续维持 50% 的最大自主收缩力,会有更多的运动单元被募集,参与的肌纤维数量增加,肌肉厚度也随之增加。加上肌纤维发力时会变短,横截面积增加,也会导致肌肉厚度的增加。

3.4 融合优势

实验将疲劳状态按照“RPE 表的大类分为 3 种状态:“轻松-有点累”为轻松态、“有点累-很累”为过渡态、“很累-机器累”为疲劳态。将表面肌电信号的 RMS、MDF 与超声信号采集到的肌肉厚度的平均值归一化后,分别投入以径向基核函数(RBF 核)作为基函数的 SVM

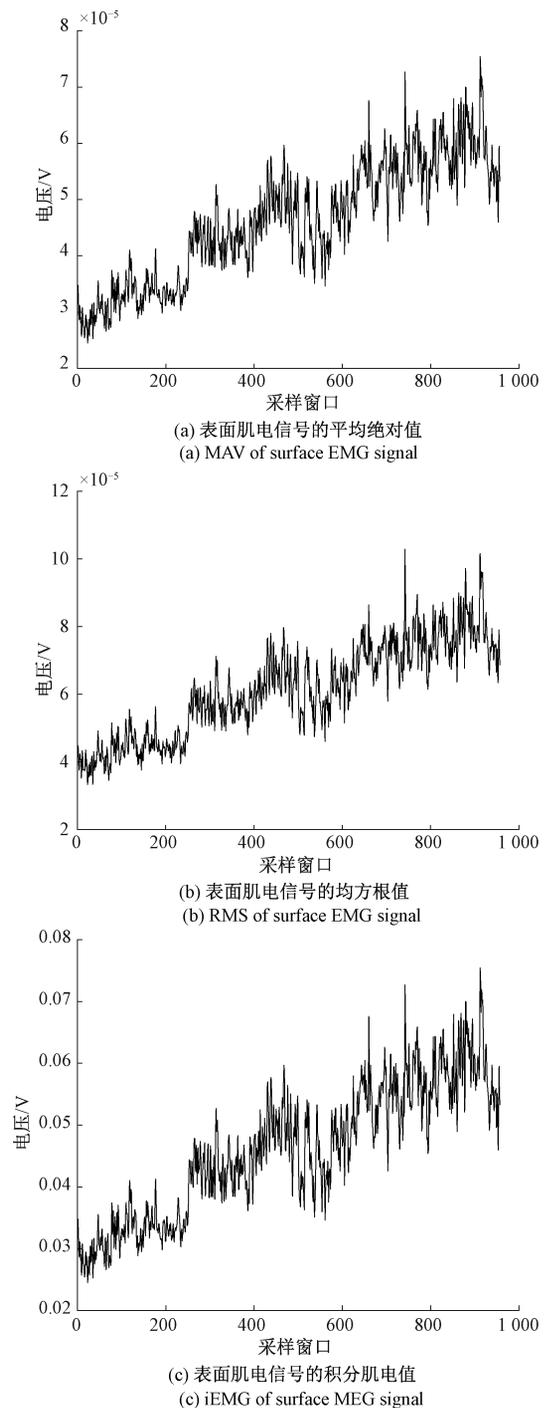


图 5 表面肌电信号的时域分析

Fig. 5 Time domain analysis of surface EMG signal

支持向量机中,并作五折交叉验证,如图 8(a)、(b)所示,即将特征集数据随机分为 5 份,4 份作为训练集投入算法中得到离线模型,1 份作为测试集投入离线模型得到 5 个识别结果与混淆矩阵,平均 5 次得到最终结果。其中混淆矩阵纵坐标为真实类别,总数表示预测为该类别的数据的数目;横坐标为预测类别,数据总数表示该类别的

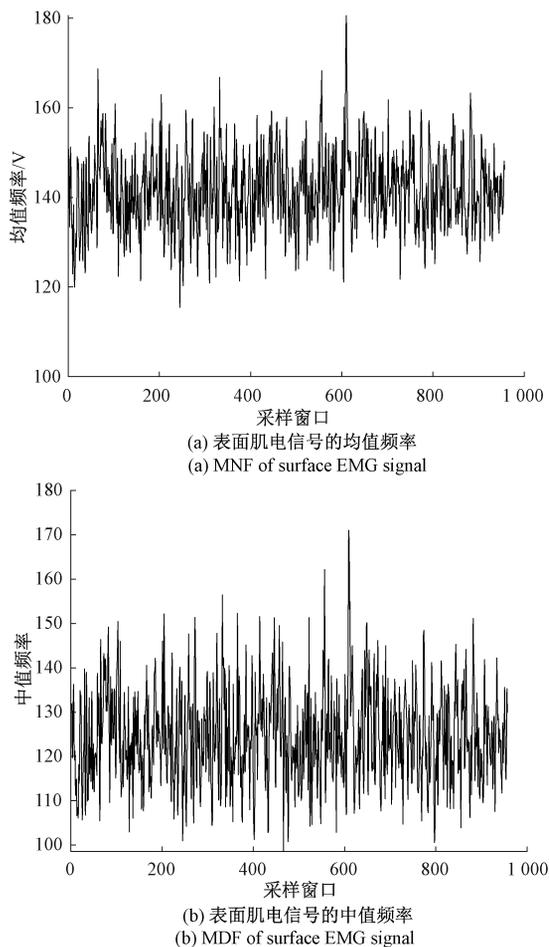


图 6 表面肌电信号的频域分析

Fig. 6 Frequency domain analysis of surface EMG signal

数据实例的数目;每个单元格的数值表示真实数据被预测为该类的数目。而识别准确率的计算方式为对角线数据之和除以整个混淆矩阵数据总和。由混淆矩阵分别得到了 76.99%与 74.87%的准确度。这说明 SVM 算法模型可以较为准确地识别出 3 种疲劳状态。如果将共同时间段的表面肌电信号 RMS、iEMG 与肌肉厚度的平均值融合起来投入机器学习模型,如图 8(c)所示,可以得到 84.29%的识别结果。这说明超声信号和表面肌电信号在某些维度可以进行很好的优势互补,在一定程度上提高疲劳状态的识别效果。

3.5 不同机器学习识别结果差异

为了证明融合效果的通用性,重复 3.3 节数据分析过程,将表面肌电信号和超声信号的归一化融合特征投入 RBF 核支持向量机(RBF-SVM)、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、K-近邻算法(K-nearest neighbor, KNN)、朴素贝叶斯与精细树模型中同样做五折交叉验证,如表 4 和图 9 所示。可以看出,在融合效果下,5 种机器学习模型都表现出比较好的效果。其

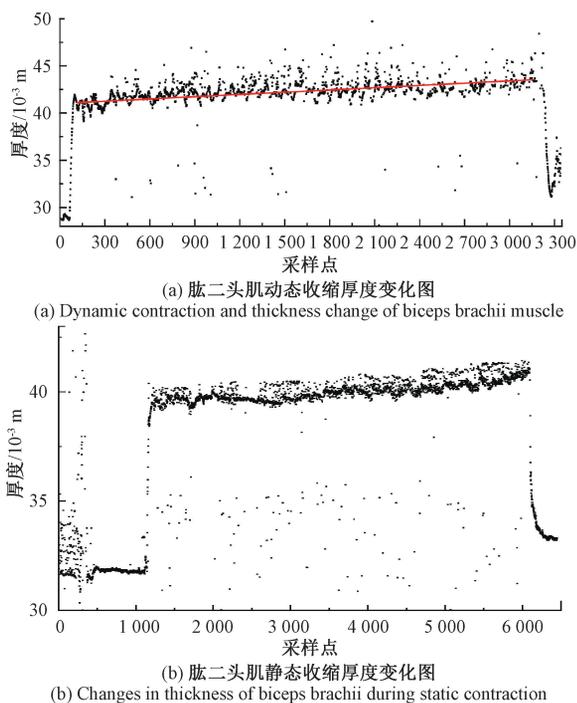


图 7 等长收缩肌肉厚度变化图

Fig. 7 Isometric contraction muscle thickness change chart

中,K-近邻算法的准确度最高(85.4%),但训练时间较长(3.7099 s)。而精细树可以做到在最短的时间内得到仅次于 K-近邻算法的准确度(85%),优化效果最好。

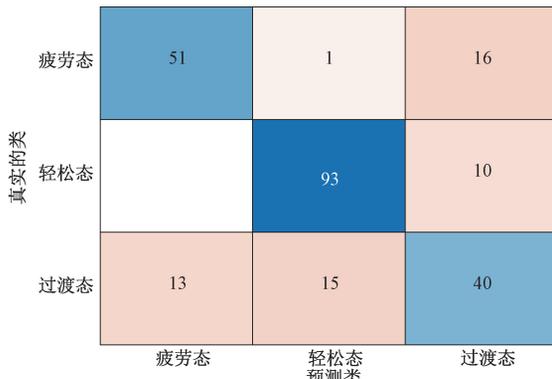
表 4 多种算法模型识别准确率及训练时长

Table 4 Recognition accuracy and training time of multiple algorithm models

算法模型	准确度/%	训练时长/s
RBF-SVM(sEMG)	76.99	3.584 0
RBF-SVM(超声)	74.87	3.125 6
RBF-SVM(融合)	84.29	4.858 4
LDA(融合)	78.3	3.115 3
KNN(融合)	85.4	3.709 9
朴素贝叶斯(融合)	79.2	3.498 0
精细树(融合)	85	1.259 8

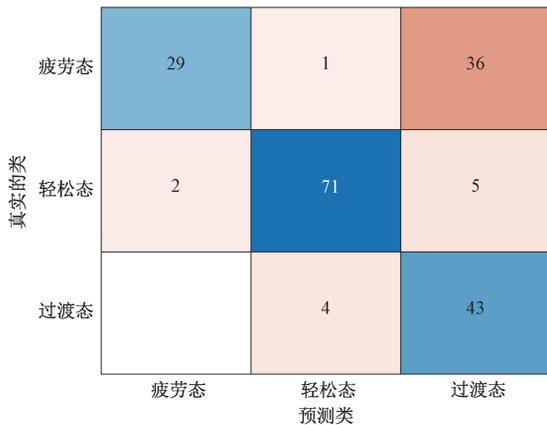
4 结 论

本文在设计实验分析右臂肱二头肌疲劳过程中的表面肌电信号时频域特征以及 A 型超声信号的肌肉厚度特征之后,将两种传感模式通过特征融合的方式形成新型双传感疲劳检测系统,并且与传统的表面肌电信号或 A 型超声的单传感疲劳检测对比,准确率提高了 8%~13%。这一结果表明,对于疲劳检测,表面肌电信号与超声信号的融合特征比单个特征更能表现这一状态,超声信号和表面肌电信号在时间域和空间域可以进行很好的



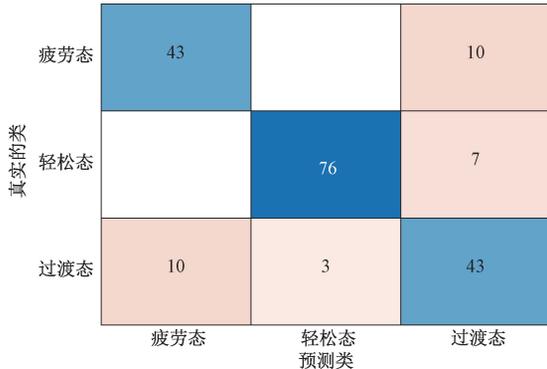
(a) 肌电信号预测结果(SVM,76.99%)

(a) Prediction results of EMG signal (SVM,76.99%)



(b) 超声信号预测结果(SVM,74.87%)

(b) Signal prediction results of Ultrasound (SVM,74.87%)



(c) 表面肌电信号与超声信号融合特征预测结果 (SVM,84.29%)

(c) Feature prediction results of surface EMG signal and ultrasonic signal fusion (SVM,84.29%)

图8 3种模式下识别的识别准确率(SVM)

Fig. 8 Recognition accuracy rate of recognition in three modes (SVM)

优势互补。整个实验充分证明了超声信号和表面肌电信号的双传感融合模式在静态疲劳检测时的可靠性以及优势,这一点可以为下一步多种肌肉收缩状态下的实时疲劳检测提供理论与实验基础。

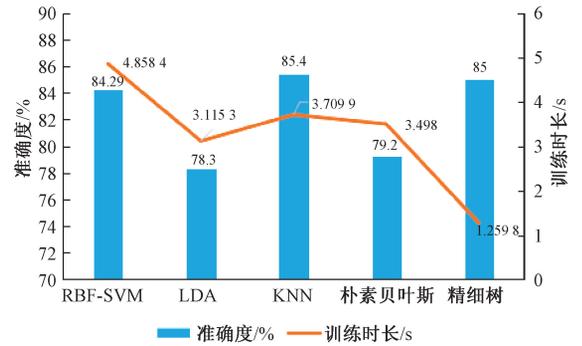


图9 多种算法模型识别准确率及训练时长

Fig. 9 Recognition accuracy and training time of multiple algorithm models

参考文献

[1] CAMIC C L, KOVACS A J, VANDUSSELDORP T A, et al. Application of the neuromuscular fatigue threshold treadmill test to muscles of the quadriceps and hamstrings[J]. Journal of Sport and Health Science, 2020, 9(6) : 628-633.

[2] 侯言旭,姜礼杰,胡保华,等. 基于边际谱熵的肌肉疲劳实时评估方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(7) : 1625-1633.

HOU Y X, JIANG L J, HU B H, et al. Research on real-time assessment method of muscle fatigue based on marginal spectral entropy [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7) : 1625-1633.

[3] BOYAS S, GUÉVEL A. Neuromuscular fatigue in healthy muscle: Underlying factors and adaptation mechanisms[J]. Annals of Physical and Rehabilitation Medicine, 2011, 54(2) : 88-108.

[4] 翟海亭,李成,夏吉祥,等. 整合性神经肌肉训练预防下肢运动损伤的元分析[J]. 中国组织工程研究, 2022, 26(15) : 2454-2460.

ZHAI H T, LI CH, XIA J X, et al. A meta-analysis of integrative neuromuscular training for the prevention of lower extremity sports injuries [J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2022, 26(15) : 2454-2460.

[5] 杨景慧,耿喜臣,卫晓阳,等. 下肢蹬力专项训练对模拟空战连续载荷下蹬力耐力及肌肉疲劳的影响[J]. 航天医学与医学工程, 2021, 34(6) : 415-420.

YANG J H, GENG X CH, WEI X Y, et al. Effects of special training of lower limb pedal force on pedal force endurance and muscle fatigue under continuous load in simulated air combat [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2021, 34(6) : 415-420.

[6] 蒋童,陈晓菲,齐秦甲子,等. 应用近红外光成像技术检测不同疲劳程度医务人员在逻辑运算任务期间前额叶皮质血氧反应变化[J/OL]. 解放军医学院学报: 1-6[2022-01-10].

- JIANG T, CHEN X F, QI Q J Z, et al. Application of near-infrared imaging technology to detect changes in prefrontal cortex blood oxygen response in medical staff with different degrees of fatigue during logic operation tasks [J/OL]. Academic Journal of Chinese PLA MedicalSchool1-6: [2022-01-10].
- [7] 李响, 李国正, 邓明君, 等. 基于语音频谱图像特征的人体疲劳检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 123-132.
- LI X, LI G ZH, DENG M J, et al. Human fatigue detection method based on speech spectral image features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 123-132.
- [8] 田璐萍, 嵇启春. 基于眼部信息融合的疲劳驾驶检测的研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(10): 26-29.
- TIAN L P, JI Q CH. Research on fatigue driving detection based on eye information fusion [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(10): 26-29.
- [9] 孔冬荣, 朱杰. 基于表面肌电和加速度信息融合的手势识别[J]. 电子测量技术, 2019, 42(5): 85-89.
- KONG D R, ZHU J. Gesture recognition based on fusion of surface electromyography and acceleration information [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(5): 85-89.
- [10] CHOI C, KWON S, PARK W, et al. Real-time pinch force estimation by surface electromyography using an artificial neural network [J]. Medical Engineering & Physics, 2010, 32(5): 429-436.
- [11] LAFFRANCHI M, BOCCARDO N, TRAVERSO S, et al. The Hannes hand prosthesis replicates the key biological properties of the human hand [J]. Science Robotics, 2020, 5(46): eabb0467.
- [12] THISARA P, HIROSHAN G, NIMALI T M. A deep neural network model for upper limb swing pattern to control an active bionic leg [J]. Instrumentation, 2021, 8(1): 51-60.
- [13] TERRACINA D, MONIRI A, RODRIGUEZ-MANZANO J, et al. Real-time forecasting and classification of trunk muscle fatigue using surface electromyography [C]. 2019 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS). IEEE, 2019: 1-4.
- [14] DE LA FUENTE C, MARTINEZ-VALDES E, PRIEGO-QUESADA J I, et al. Understanding the effect of window length and overlap for assessing sEMG in dynamic fatiguing contractions: A non-linear dimensionality reduction and clustering [J]. Journal of Biomechanics, 2021, 125: 110598.
- [15] 徐瑞, 李志才, 王雯婕, 等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 1-11.
- XU R, LI ZH C, WANG W J, et al. EMG-based human-computer interaction control strategy and its applications and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 1-11.
- [16] JERO S E, RAMAKRISHNAN S. Order frequency spectral correlation based cyclo-nonstationary analysis of surface EMG signals in biceps brachii muscles [C]. 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2019: 7165-7168.
- [17] 王乐军, 黄勇, 龚铭新, 等. 小波包分析与人工神经网络相结合探索运动性肌肉疲劳过程中 sEMG 变化特征 [J]. 体育科学, 2009(12): 51-55.
- WANG L P, HUANG Y, GONG M X, et al. Combining wavelet packet analysis and artificial neural network to explore the characteristics of sEMG changes during exercise-induced muscle fatigue [J]. China Sport Science, 2009(12): 51-55.
- [18] ZHOU Q X, CHEN Y H, MA C, et al. Evaluation of upper limb muscle fatigue based on surface electromyography [J]. Science China Life Sciences, 2011, 54(10): 939-944.
- [19] WANG G, REN X, LI L, et al. Multifractal analysis of surface EMG signals for assessing muscle fatigue during static contractions [J]. Journal of Zhejiang University-Science A, 2007, 8(6): 910-915.
- [20] WANG G, REN X, LI L, et al. Multifractal analysis of surface EMG signals for assessing muscle fatigue during static contractions [J]. Journal of Zhejiang University-Science A, 2007, 8(6): 910-915.
- [21] NUCKOLS R W, LEE S, SWAMINATHAN K, et al. Individualization of exosuit assistance based on measured muscle dynamics during versatile walking [J]. Science Robotics, 2021, 6(60): eabj1362.

作者简介



张亚龙, 2019 年于中国科学技术大学获得学士学位, 现在中国科学技术大学攻读硕士, 主要研究方向为模式识别、仿生控制等。

E-mail: dafu@mail.ustc.edu.cn

Zhang Yalong received his B. Sc. degree from the University of Science and Technology of China in 2019, and now he is a M. Sc. candidate at the University of Science and Technology of China. His main research interests include pattern recognition, bionic control, etc.



张世武 (通信作者), 中国科学技术大学教授, 博士生导师, 工程科学学院副院长。主要研究领域为软体机器人、仿生机器人、液态金属等。

E-mail: swzhang@ustc.edu.cn.

Zhang Shiwu (Corresponding author) is a professor and doctoral supervisor at the University of Science and Technology of China, and he is also the vice president of the School of Engineering Science. His main research interests include soft robots, bionic robots, liquid metals, etc.



孙帅帅, 中国科学技术大学特任研究员, 主要研究方向为智能自适应机器人和振动控制等。

E-mail: sssun@ustc.edu.cn

Sun Shuashuai is a special researcher at the University of Science and Technology of China. His main interests include intelligent adaptive robots and vibration control. He has published more than 100 SCI papers in related fields.



曹雨冬, 2020 年于华南理工大学获得学士学位, 现在中国科学技术大学攻读硕士, 主要研究方向为生物信号采集与分析、人体运动功能评估与重建等。

E-mail: cymessid@mail.ustc.edu.cn

Cao Yudong received his B. Sc. degree from the South China University of Technology in 2020, and now he is a M. Sc. candidate at the University of Science and Technology of China. His main research interests include biological signal acquisition and analysis, human motion function

evaluation and reconstruction, etc.



陈怡, 2016 年于中国地质大学 (北京) 获得学士学位, 现在中国科学技术大学攻读硕士, 主要研究方向为基于可穿戴式 A 超、意图识别等。

E-mail: cxiaotai@mail.ustc.edu.cn

Chen Yi received her B. Sc. degree from China University of Geosciences, Beijing in 2016, and now she is a M. Sc. candidate at the University of Science and Technology of China. Her main research interests include wearable A-mode ultrasound sensing, intention recognition, etc.



金虎, 中国科学技术大学特任副研究员, 主要研究方向为智能材料与仿生机器人。

E-mail: jhrdsp@ustc.edu.cn

Jin Hu is a special vice researcher at the University of Science and Technology of China. His main research interests include smart materials and bionic robots.



卢昀, 2020 年与澳大利亚伍伦贡大学获得博士学位, 现在中国科学技术大学任博士后研究, 主要研究方向为仿生触觉传感和人体意图识别等。

E-mail: luyun@ustc.edu.cn

Lu Yun received his Ph. D. degree from the University of Wollongong, Australia in 2020. Currently he is working as Postdoctoral Researcher at University of Science and Technology of China from 2020. His main research interests include bionic tactile sensing and intention recognition.