

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415301

## 基于表面肌电信号及肌肉疲劳的上肢肌力预测\*

隋修武<sup>1,2</sup> 高俊杰<sup>1,2</sup> 梁天翼<sup>1,2</sup> 蔡俊杰<sup>1,2</sup> 王涛<sup>1,2</sup>

(1.天津工业大学机械工程学院 天津 300387; 2.天津市现代机电装备技术重点实验室 天津 300387)

**摘要:**为解决目前肌肉力测量时用肢体末端力表示实际肌肉力大小,以及未将肌肉疲劳程度考虑在内的问题,本文提出了一种基于表面肌电信号和肌肉疲劳的上肢肌力预测方法。利用 AnyBody 软件建立上肢肌肉骨骼模型,并将上肢末端力经过仿真得到单块肌肉的肌力大小;采用肌肉等长收缩的时间来表征肌肉疲劳程度。10 名健康男性受试者进行上肢等长收缩实验,提取实验过程中肱二头肌肌电信号的积分肌电值、均方根、中值频率、平均功率频率、最大小波系数及其对应频率六个特征值;将肌肉力与特征值、肌肉疲劳程度进行分析后发现三者之间高度相关。采用麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,构造并训练上肢肌力预测模型。经测试集检验结果表明,该方法的误差小于 12%,可以对肌力进行较为准确的预测。

**关键词:** 表面肌电信号;肌肉疲劳;SSA-BP 回归预测模型;AnyBody;肌力预测

**中图分类号:** TN911.7;R741.044 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

## Prediction of upper extremity muscle strength based on surface EMG signal and muscle fatigue

Sui Xiuwu<sup>1,2</sup> Gao Junjie<sup>1,2</sup> Liang Tianyi<sup>1,2</sup> Cai Junjie<sup>1,2</sup> Wang Tao<sup>1,2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Tian Gong University, Tianjin 300387, China;

2. Tianjin Modern Electromechanical Equipment Technology Key Laboratory, Tianjin 300387, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the actual muscle force is represented by the extremity force and the degree of muscle fatigue is not taken into account in muscle force measurement, this paper studies an upper limb muscle force prediction method based on surface EMG and muscle fatigue. The musculoskeletal model of upper limb was established by AnyBody software, and the muscle force of a single muscle was obtained by simulation of the end force of upper limb. The time of isometric muscle contraction was used to characterize the degree of muscle fatigue. Ten healthy male subjects were subjected to the upper limb isometric contraction experiment, and six eigenvalues of integrated electromyography, root mean square, median frequency, average power frequency, wavelet coefficient and frequency were extracted during the experiment. After analyzing muscle force, eigenvalue and muscle fatigue degree, it is found that the three are highly correlated. The Sparrow search algorithm (SSA) was used to optimize the weights and thresholds of BP neural network, and the upper limb muscle strength prediction model was constructed and trained. The test results show that the error of this method is less than 12%, and it can predict the muscle strength accurately.

**Keywords:** surface EMG signal; muscle fatigue; SSA-BP regression prediction model; AnyBody; muscle strength prediction

## 0 引言

人体在神经系统的控制下,肌肉收缩产生动力实现生产劳动和日常生活运动,肌肉力量是人类生存和发展的前提条件。人体肌肉力量的测量在体育运动研究、康复训练评定与智能假肢研制等领域均具有重要的意义和价值。由于人体各系统与运动系统的协同控制,以及人体与外界环

境之间相互作用的复杂性,对于肌肉力量的精准测量难以实现<sup>[1]</sup>,因此,研发出一个可以准确预测肌力大小的方法,于康复医学、运动科学而言都有着十分重要的意义。

肌力测量有直接测量法和间接测量法。使用无创的直接实验方法测量肌肉力时,已经进行了一些尝试<sup>[2]</sup>,通常是采用肢体末端力来近似表示真实肌力,但由于人体骨骼肌肉工作时的协同作用,外力与实际肌力的大小并不完全相

收稿日期:2024-01-09

\* 基金项目:中国航空科学基金(201729Q2001)项目资助

等,因此,这种方法很难获得精确的单块肌肉的力。相比之下,采用间接的方法,即记录骨骼肌激活水平的表面肌电信号,可以更准确的获得所施加的力的大小<sup>[3-5]</sup>,因此,近几十年来,肌肉力量与肌电信号之间的关系被广泛研究,国内外学者为提高肌力预测的效果做了很多尝试。Chalfounet 等<sup>[6]</sup>通过探索更加复杂的非线性预测模型、基于生物力学结合骨骼肌形态结构来提高肌力预测的准确性;熊鹏文等<sup>[7]</sup>提出了一种肌电信号与上肢姿态结合的方法来表示手臂的状态信息,并通过大量实验数据来训练回归模型实现手臂末端力的预测;Klupp 等<sup>[8]</sup>利用等速测力计直接测量背部肌肉屈曲和伸展最大等长扭矩值;Wang 等<sup>[9]</sup>在改变重复率和占空比的情况下使用前臂的表面肌电信号和神经网络预测手部的抓力。熊保平等<sup>[10]</sup>开发了一种基于 Hill 模型的人体关节力矩的预测方法,利用 Hill 肌肉模型结合人体几何学知识建立关节力矩,是一种较为准确的上肢关节力矩预测思路;张思河等<sup>[11]</sup>采集双臂肌肉肌力与表面肌电信号,利用独立成分分析法以及小波去噪对信号进行处理并用于肌力预测,该方法相对于传统的预测取得了更好的预测效果。

以上研究存在的问题是:1)单块肌肉的肌肉力难以测量,通常利用肢体的末端力来间接的表示真实肌力,但由于人体骨骼的协同作用末端力与实际肌力的大小并不完全相等;2)在测量肌肉力时未考虑肌肉疲劳程度的影响,而在相同的肌肉力下,随着肌肉疲劳程度的加深,肌电信号是不同的,因此在根据肌电信号判断肌肉力时一定要考虑肌肉疲劳程度问题。针对上述问题,本文利用 AnyBody 软件建立人体上肢肌肉骨骼模型,将上肢末端力经过仿真得到肱二头肌单块肌肉的肌力大小;采集受试者在等长收缩运动下肱二头肌的肌电信号,在经过处理后提取相应的特征值,并用肌肉等长收缩的时间表征肌肉疲劳程度,提出一种基于表面肌电信号和肌肉疲劳的上肢肌肉力预测方法,并建立肌肉力预测模型,能够实现在上肢负重训练过程中,利用采集到的肌电信号对上肢肌肉力的大小进行较为准确预测,为康复、运动科学和人工假肢等方面提供一定的参考。

## 1 实验数据的采集和预处理

### 1.1 实验设备及方案

实验对象为 10 名无神经肌肉功能障碍的男性,年龄  $25 \pm 2$  岁,身高  $1.75 \pm 0.05$  m,体重  $70.0 \pm 5.0$  kg。受试者不吸烟,在测量前 12 h 不喝任何富含咖啡因的饮料,并且在测量前两天避免剧烈运动。在被告知实验程序、风险和目的后,每位受试者都书面同意参与研究。在实验进行前,所有受试者均由医生进行医学筛查,且不存在任何妨碍其参与或影响研究结果的骨科、心电图、内分泌或医学问题。实验采集及平台如图 1 所示,在采集之前,用酒精擦拭皮肤表面,并在酒精彻底挥发后涂抹导电膏。选取肱二头肌为实验采集肌肉,根据用于肌肉无创评估的表面肌电图项目

(surface electroMyoGraphy for the non-invasive assessment of muscles, SENIAM)的标准(www.seniam.org),将两个干燥的测量 Ag/AgCl 电极与受试者的肌纤维平行放置在肌腹处,电极间距离为 20 mm。根据前人研究中描述的方法确定电极的粘贴位置,本文选择的是没有肌肉活动的手肘关节处。

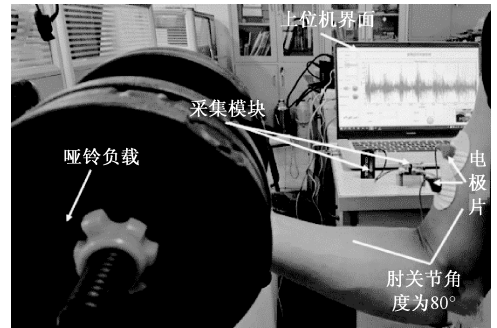


图 1 实验采集平台

采用 Kingfar ErgoLAB Ergonomic analysis system 对肱二头肌进行肌电信号采集,并将采集到的肌电信号经两级放大和组合滤波的电路处理后,再经后端对处理后的信号进行 A/D 转换,获得所需要的肌电信号数据信息。

利用人体工效学分析软件 AnyBody 通过上肢的末端力仿真获取肱二头肌单块肌肉力的肌力大小,AnyBody 仿真系统具有丰富的模型库<sup>[12]</sup>,其中的人体模型是一种通用模型,模型包含人体大多数骨骼关节肌肉等详细参数,可以根据不同的受试者去修改模型的参数,并且可以模拟受试者的实际运动状态。再通过分析计算,得到肱二头肌肌肉力的大小,仿真过程如图 2 所示。

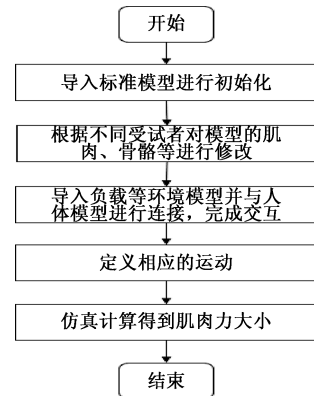


图 2 AnyBody 仿真流程图

### 1.2 数据预处理

表面肌电信号是一个在微伏量级的非平稳时变信号,其范围通常为  $0 \sim 5$  mV,而其能量则主要聚集于  $50 \sim 150$  Hz,其干扰源主要来自于采集系统的固有噪声、伪迹、工频干扰和通道间的干扰<sup>[13]</sup>。本文研究选择的是肱二头肌作为分析部位,利用 MATLAB 设计带宽为  $30 \sim 300$  Hz 的带通滤波器和 50 Hz 陷波器来滤除噪声干扰对采集到的表面肌电

信号进行预处理,处理前后的结果如图3(a)、(b)所示。

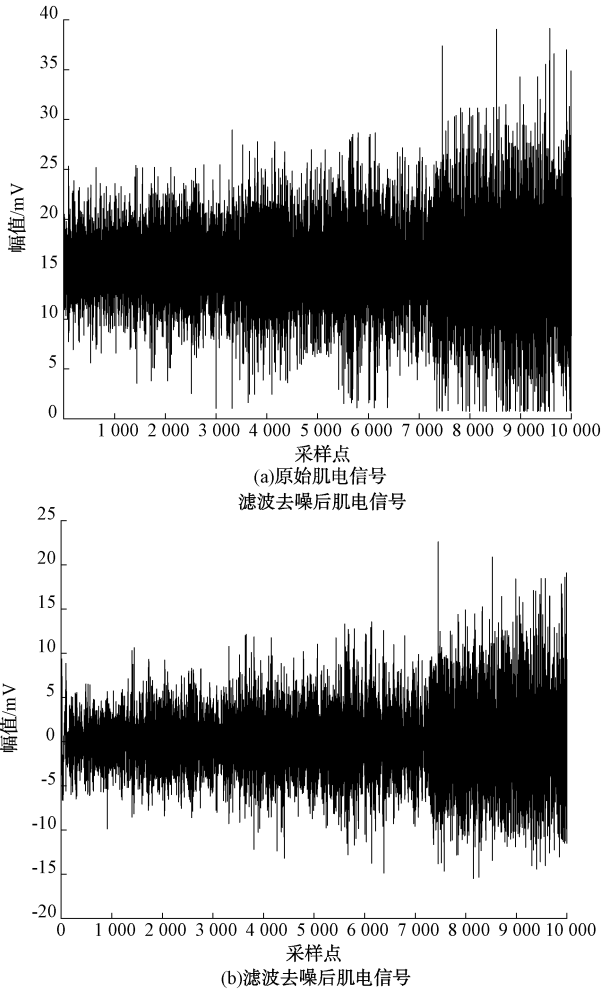


图3 处理前后的电信号

### 1.3 时域、频域分析方法

为确保最大限度得到肌肉的运动信息,对预处理后的肌电信号需要进一步提取有效的特征值<sup>[14-15]</sup>。表面肌电信号的时域特征能够反映信号在时间维度的变化,计算简便、快速;表面肌电的频域特征是将其时域信号通过快速傅里叶变换转化为频域信号,再根据信号的频率谱或频谱加以分析。时域分析法常选用的特征值为积分肌电值(integrete EMG, IEMG)、均方根(root mean square, RMS),频域分析法中常选用的特征值为中值频率(median frequency, MF)、平均功率频率(mean power frequency, MPF),分别利用式(1)~(4)求得。

积分肌电值的计算公式为:

$$IEMG = \int_t^{t+T} |x_i| dt \tag{1}$$

均方根值的计算公式为:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \int_t^{t+T} x_i^2} \tag{2}$$

其中,  $T$  为选取的帧数长度;  $x_i$  为  $t$  时刻对应的表面肌

电信号的幅度。

中值频率的计算公式为:

$$MF = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} f Psd(f) df \tag{3}$$

平均功率频率的计算公式为:

$$MPF = \frac{\int_0^{\infty} f \cdot Psd(f) df}{\int_0^{\infty} Psd(f) df} \tag{4}$$

其中,  $f$  为表面肌电信号的频率;  $Psd(f)$  为肌电信号功率谱密度估计函数。

### 1.4 小波变换

小波变换实质上是具有局部特性的时频分析方法,且其所有时频窗口均可变换,它不仅可自动适应不同信号,还可分析、处理突变信号<sup>[16]</sup>。小波变换的含义是先将函数  $\psi(f)$  在时间轴上平移  $b$ ,之后再行尺度上的伸缩,基于尺度  $a$  对需要分析的信号做内积处理,如下:

$$WT_s(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \tag{5}$$

不同尺度下得到的小波系数,表征程度也不同,故可将小波系数作为描述信号特性的一个重要特征。通过对肌电信号进行小波变换可得出小波系数矩阵,故本文以小波系数最大值及其所对应频率为特征。其中小波最大系数计算公式如下:

$$\lambda = \max |S| \tag{6}$$

## 2 SSA-BP 算法预测模型建立

该预测方法的原理图如图4所示,采用麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)改进的BP神经网络模型建立输入和输出变量之间的非线性映射关系,完成肌肉力预测模型的构建。其中包括模型的训练和测试部分。

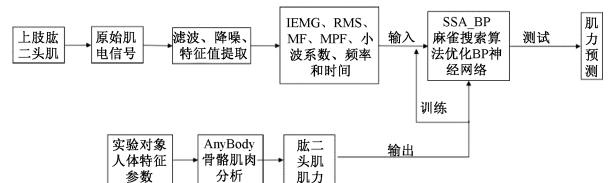


图4 肌力预测原理图

### 2.1 BP神经网络

BP神经网络作为一种具有多个层次的前馈神经网络,与其他人工神经网络相比,其主要优势是可以进行误差的反向学习,并且具备很好的非线性映射能力、泛化能力以及高容错性等优点,且预测精度较高<sup>[17]</sup>。但BP神经网络模型中的初始权值和阈值属于随机赋值,即使模型会利用自身误差反向传播算法这一优势不断调整,最终获得最优情况下的权值和阈值,但这种方法容易使模型陷入局部最优的情况,在这个过程中收敛速度也相对较慢。为避免BP神经网络陷入局部最优,进一步提高模型的计算效率和准

确性,本文利用麻雀搜索算法对其进行优化。

### 2.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法<sup>[18]</sup>是一种利用自然界麻雀群体生存的社会化特征进行模拟优化的算法,其基本原理为:发现者在种群中的职责是寻找食物并为整个麻雀群体提供觅食的区域范围和觅食方向,而加入者则会根据发现者提供的信息搜寻到食物;当意识到危险时,发现者会把加入者送往其他较安全地方觅食,并且在觅食过程中,加入者总是能根据信息找到提供最佳觅食信息的发现者,并在其附近觅食。

在每次迭代更新的过程中,发现者的位置变化公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j} \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot iter_{max}}\right), & R_2 < ST \\ X_{i,j} + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $t$  表示迭代的次数,  $iter_{max}$  代表最大的迭代次数。  $X_{i,j}$  表示第  $i$  个麻雀在  $j$  维中的位置信息。  $\alpha$  是一个属于  $0 \sim 1$  间随机数。  $R_2$  和  $ST$  分别代表的是预警值和安全值,其中  $R_2 \in [0, 1]$ ,  $ST \in [0.5, 1]$ 。  $Q$  是一个随机数,且满足正态分布。  $L$  是一个 1 行  $d$  列的矩阵,且该矩阵内的每一个元素都为 1。

加入者的位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst} - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j} - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $X_p$  是发现者当前所在的最佳位置,  $X_{worst}$  代表目前全局位置最差的地方,  $A$  是一个 1 行  $d$  列的矩阵,且该矩阵中的每一个元素都被随机赋值为 1 或 -1,并且  $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

此外,如果麻雀感知到危险的到来,会立刻做出反捕食行为,这种麻雀的位置公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{X_{i,j}^t - X_{worst}^t}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $X_{best}$  是目前全局的最佳位置。  $\beta$  为满足正态分布的步长控制参数,并且其均值为 0,方差为 1。  $K$  是一个  $-1 \sim 1$  的随机数。  $f_i$  是当前麻雀的一个适应度值,  $f_g$  和  $f_w$  则分别表示当前全局最优和最差的适应度值。  $\epsilon$  是为避免分母出现零而引入的一个最小常数。

### 2.3 SSA-BP 模型构建

SSA 算法可以对输入的数据进行预处理并将参数进行初始化处理,利用适应度公式求解出麻雀各自的适应度值,并分别找出当前情况下具有最佳和最差适应度值的麻雀以及它们所对应的位置信息,根据上述 3 种个体的位置公式依次按发现者、加入者和警戒者的顺序更新其位置信息,得到拥有最佳适应度值的麻雀个体的位置,即得到 BP

神经网络最优的权值和阈值,最后再把得到的最优结果给到 BP 神经网络,进而实现 BP 神经网络的优化,形成了 SSA-BP 神经网络算法模型。SSA-BP 神经网络算法模型的基本结构如图 5 所示。

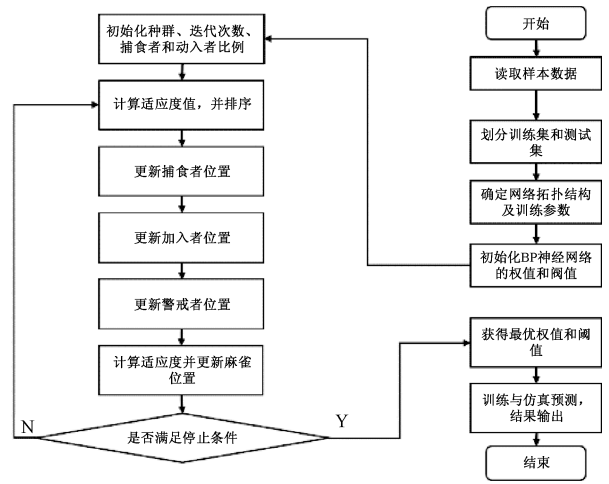


图 5 SSA-BP 神经网络模型基本结构

## 3 实验及结果分析

### 3.1 实验数据来源

采集受试者在等长收缩试验下肱二头肌的肌电信号,由于目前没有精确的肌肉疲劳程度的表征方法,本文采用特定力下的工作时间来表征肌肉疲劳程度,每次实验之间受试者至少休息 30 min,以尽量减少肌肉代谢疲劳的可能性。

步骤 1)采集前受试者先进行三组次最大等长收缩热身,每组持续 3 s,然后确定每个受试者的优势手臂肱二头肌(所有受试者都是右撇子)的最大自愿收缩 (muscle maximal voluntary contraction, MVC)<sup>[19]</sup>。实验过程中受试者被要求上身保持直立坐于椅子上,举起尽可能重的哑铃(肘关节角度保持  $80^\circ$ ,持续时间为 3 s),记录此时哑铃的重量,再利用 Anybody 软件仿真计算得到肱二头肌的 MVC 值;

步骤 2)利用 AnyBody 软件计算肱二头肌在 30% MVC 时对应的哑铃重量,然后受试者进行等长收缩实验,直到上臂无法维持相应动作(肘关节角度保持  $80^\circ$ ),将肌电信号采集设备的采样频率设置为 1 000 Hz,每次实验采集五次肌电信号,每次持续两秒,并记录每次采集时的累计时间;

步骤 3)分别以肱二头肌 40%、50%、60%、70%、80% 和 90% MVC 时计算对应的哑铃重量,重复步骤 2)的实验;

步骤 4)10 名受试者每人进行 5 天的等长收缩实验,共采集到 1 000 组数据。以 IEMG、RMS、MF、MPF、最大小波系数及其所对应频率(frequency, F)和工作时间 7 个特征参数为输入,肌肉力的大小为输出,为保证各参数数值之间的相对大小,将各特征参数参数、肌肉力大小均归一化至

0%~100%。

### 3.2 特征参数分析

原始肌电信号经预处理后,分别提取时域特征中的 IEMG、RMS,频域特征中的 MF、MPF,以及最大小波系数及其对应频率等特征参数进行分析。由于表面肌电信号可以很好的获取肌肉的活动情况,通过分析肌电信号与肌力的关系得到可精确预测肌力,且受外界因素影响小、通用性强。先前的研究大多只考虑肌电信号各特征值与肌肉力之间的关系,忽略了时间这一重要的影响因素,但随着时间的变化,肌肉的疲劳程度加深,相应肌肉的肌电信号及特征值也会发生改变。因此,将各特征参数与时间进行分析后得到如图 6(a)、(b)和图 7(a)、(b)所示的变化曲线。

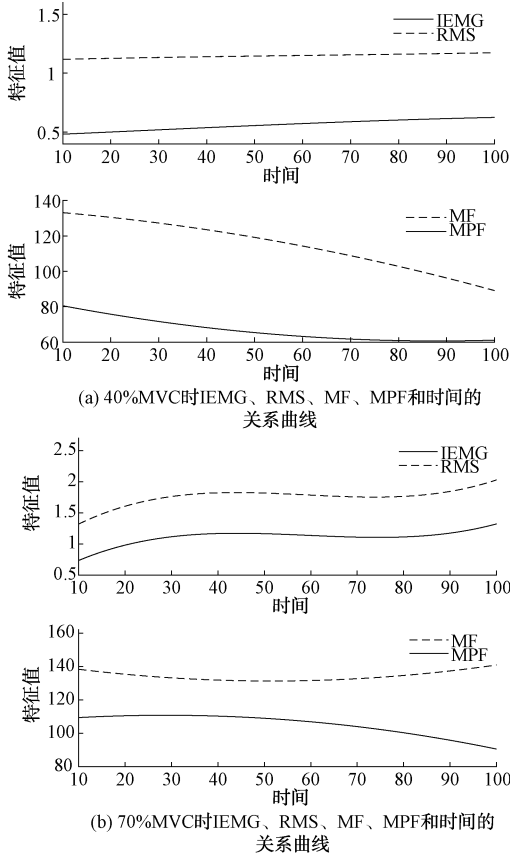


图 6 不同肌肉力下时域、频域特征参数和时间的关系曲线

由图 6 和 7 可知,随着时间的增加,IEMG、RMS、MF、MPF 等特征参数也随之变化,肌肉的疲劳程度加深,时域特征 IEMG、RMS 呈现上升趋势,频域特征 MF 和 MPF 呈现下降趋势;小波系数有上升趋势,频率呈现先减小后增大趋势。并由此可看出,以上肌肉力大小不仅与特征参数有关,还有肌肉的疲劳程度有关,因此,肌肉的疲劳程度也是一个重要的影响因素。

### 3.3 BP 神经网络结构参数的设置

BP 神经网络算法中的一个难点就是隐含层节点数的选取,如果隐含层的节点数过少,网络将无法更好的学习,

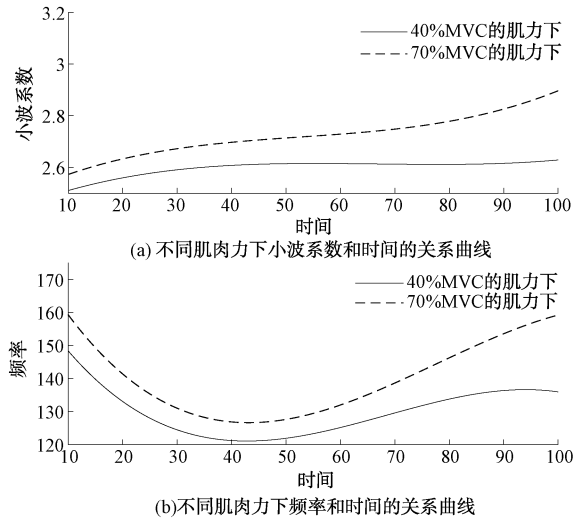


图 7 不同肌肉力下时频域特征参数和时间的关系曲线

训练的次数随之增加,训练的精度也会降低;但是如果节点数过多,网络学习的时间变长,还可能会发生“过拟合”。通过前人的研究<sup>[20]</sup>,在选取隐含层的节点数时可以经验公式,选择误差最小时的隐含层节点数,公式如下:

$$l = \sqrt{m + n} + a \tag{10}$$

式中: $m$  为输入层的节点数; $n$  为输出层的节点数; $l$  为隐含层的节点数; $a$  为 1~10 的常数。

根据式(10)确定隐含层节点数取值区间为[4, 13],然后将区间内各隐含层节点数带入到模型中,从而得到各隐含层节点数与对应的预测结果的平均相对误差的关系<sup>[21]</sup>,如图 8 所示。

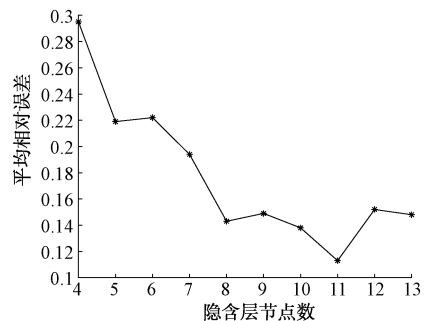


图 8 隐含层节点数与平均相对误差的关系

由图 8 可以看出,当隐含层的节点数增加到 11 时,平均相对误差达到最小。因此,最终将本文 BP 神经网络算法模型的拓扑结构确定为 7-11-1,即 BP 神经网络的输入层节点数为 7,隐含层节点数为 11,输出层节点数为 1。

### 3.4 预测模型误差分析

为验证 SSA-BP 神经网络算法的预测性能,将构造的有效数据集按照 4 : 1 进行训练集和测试集的划分。训练集拟合曲线及误差曲线分别如图 9(a)、(b)所示。

从图 9 可以看出,本文提出的上肢肌力预测模型具有较好的预测性能。为验证 SSA-BP 算法的可行性,将测试

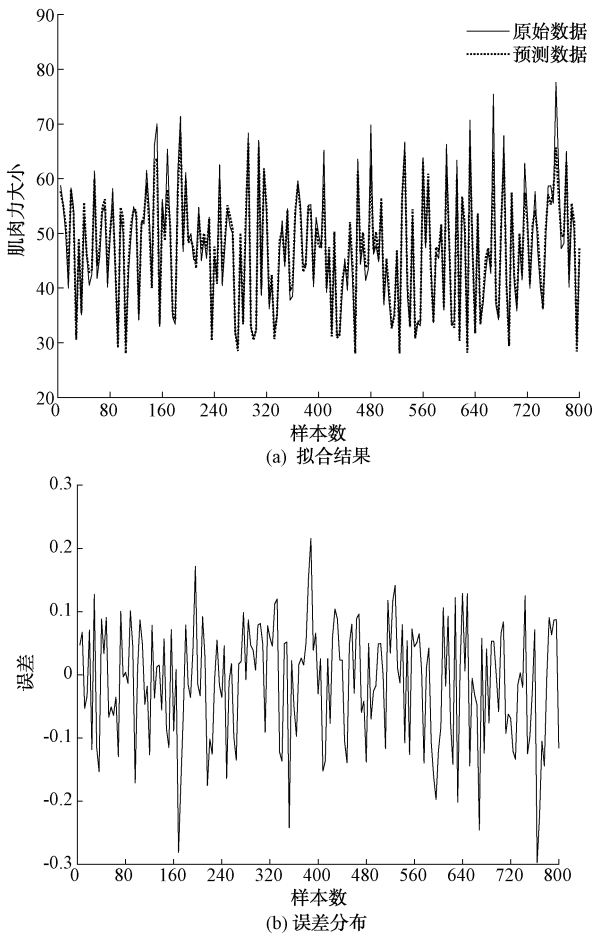


图 9 训练集拟合结果

集数据导入训练好的模型,检验模型的预测精度,结果如图 10(a)、(b)所示。

为进一步论证选用模型的有效性,选用鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 优化 BP 神经网络即 WOA-BP、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 优化 BP 神经网络即 PSO-BP、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化 BP 神经网络即 GA-BP 3 种常用的预测模型算法,

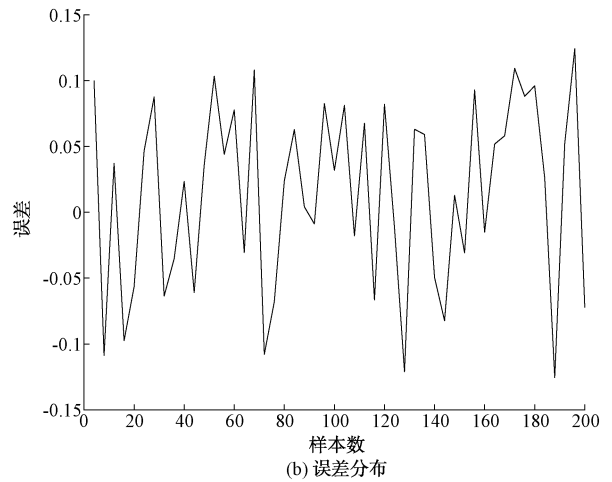
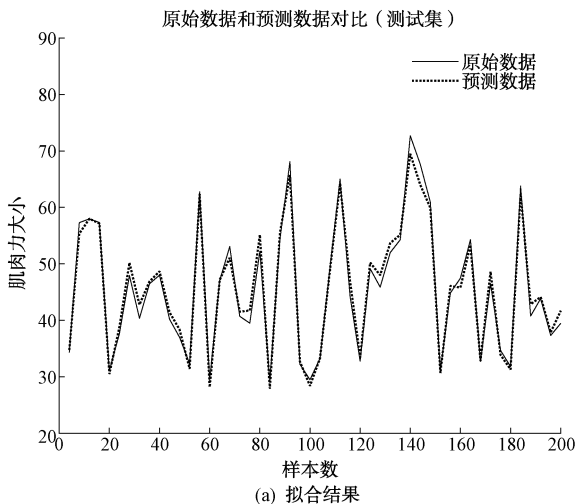


图 10 测试集拟合结果

与本文所选用的模型进行对比,4 种模型分别做了 5 组对比实验,根据模型预测值和实验实际值,用决定系数和均方根误差量化模型的精确度<sup>[22]</sup>,得出的 4 种算法上肢肌力预测决定系数和均方根误差值如表 1 和 2 所示。

表 1 4 种模型回归预测决定系数对比

实验号 \ 算法	1	2	3	4	5
WOA-BP	0.971	0.980	0.985	0.969	0.971
PSO-BP	0.975	0.979	0.988	0.970	0.976
GA-BP	0.974	0.979	0.987	0.967	0.972
SSA-BP	0.978	0.983	0.991	0.979	0.981

表 2 4 种模型回归预测均方根误差对比

实验号 \ 算法	1	2	3	4	5
WOA-BP	1.502	1.403	1.530	1.426	1.337
PSO-BP	1.412	1.307	1.474	1.382	1.199
GA-BP	1.499	1.330	1.499	1.370	1.211
SSA-BP	1.370	1.274	1.337	1.328	1.180

从表 1 和 2 可以看出,基于 SSA-BP 的肌力预测模型的决定系数最高,均方根误差最低,对比其他三种模型 SSA-BP 具有更高的精确度。实验结果显示,不同的预测模型精确度也存在差异,在诸多影响因素下,本文所建立的模型能更准确地预测出肌力的大小。

#### 4 结 论

在康复训练、体育锻炼以及假肢控制的研究中,肌肉力量的检测是至关重要的。目前的研究已经开始在挖掘肌肉力量的潜在信息和表面肌电信号的潜在用途,通过识别与

肌肉力相关的最佳特征参数,将原始肌电信号处理成能反映肌肉力大小的方法是本研究的基础,提出了一种基于表面肌电信号和肌肉疲劳的上肢肌肉力预测方法,利用AnyBody软件将上肢末端力经过仿真得到单块肌肉的肌力大小,并采用肌肉等长收缩的时间来表征肌肉疲劳程度,解决了目前肌肉力测量时用肢体末端力表示实际肌肉力大小,以及未将肌肉疲劳程度考虑在内的问题,与现有的常用方法相比,所利用的特征参数以及对肌肉力的预测方面表现更好。但由于肌肉的疲劳程度对肌肉力的大小是有影响的,目前肌肉疲劳程度的判断主要依赖于主观劳累感知量表(rating of perceived exertion, RPE),没有准确的疲劳程度量化标准,本文采用特定力下的工作时间来表征肌肉疲劳程度,该方法是否准确将来要进一步深入研究,探索更加精确的肌肉疲劳程度的量化方法。

### 参考文献

- [1] 王雨凡,凌芝,蒋子昂,等. 人体运动力学分析方法的回顾与展望[J]. 生物医学工程学进展, 2023, 44(1): 1-26.
- [2] 柏文喜,曹红十,王冰,等. 老年人下肢肌力测量方法及其研究进展[J]. 中国老年学杂志, 2020, 40(20): 4474-4477.
- [3] 姜峰,尹逊锋,衣淳植,等. 利用肌电信号求解关节力矩的研究及应用综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 193-203.
- [4] 郭福民,张华,胡璐华,等. 一种基于表面肌电信号的腕部肌力估计方法研究[J]. 计算机科学, 2021, 48(S1): 317-320, 325.
- [5] 潘喜福,滕召胜,张甫,等. 基于肌电和肌阻抗的吞咽信号同步测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 178-186.
- [6] CHALFOUN J, YOUNES R, RENAULT M, et al. Forces, activation and displacement prediction during ree movement in the hand and forearm[J]. Journal of Robotic Systems, 2005, 22(11): 653-660.
- [7] 熊鹏文,雷耀,李鸣. 基于GRNN的人机交互下遥操作力预测方法[J]. 东南大学学报(自然学版), 2018, 48(6): 1130-1136.
- [8] KLUPP E, CERVANTES B, SCHLAEGER S, et al. paraspinal muscle DTI metrics predict muscle strength[J]. Magn Reson Imaging, 2019, 50(3): 816-823.
- [9] WANG M, ZHAO C, BARR A, et al. Hand posture and force estimation using surface electromyography and an artificial neural network[J]. Hum Factors, 2023, 65(3): 382-402.
- [10] 熊保平,史武翔,林昱,等. 基于 Hill 肌肉模型的人体关节力矩智能预测[J]. 北京生物医学工程, 2021, 40(1): 11-23.
- [11] 张思河,曹乐,王金玮,等. 基于表面肌电信号的 BiLSTM-SA 双臂肌力估计[J]. 中国医学物理学杂志, 2023, 40(11): 1383-1389.
- [12] AnyBody 建模系统[J]. 系统仿真技术, 2020, 16(2): 126.
- [13] 张亚龙,张世武,孙帅帅,等. 融合肌电信号与 A 型超声的新型肌肉疲劳检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 13-21.
- [14] SARANYA S, POONGUZHALI S. A resistive force correlated electromyogram feature selection method for muscle strength prediction [C]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023.
- [15] 裴晓敏,宋佳强,曹江涛,等. 基于 MEMD 和 TK 能量算子的肌电信号手势识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 82-87.
- [16] 常路路,韩晶,高志强,等. 基于小波分析的阵列滑觉信号识别方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(19): 171-176.
- [17] 郭秀秀. 基于 BP 神经网络工程造价预测模型分[J]. 电子测试, 2022, 36(8): 38-40.
- [18] AF A, TMA A, HRB C, et al. Optimal energymanagement of micro-grid using sparrowsearch algorithm-ScienceDirect[J]. Energy Reports, 2022, 8: 758-773.
- [19] 谢佳智,夏春明,章悦,等. 肌音信号典型时域、频域特征与肌力关系研究[J]. 中国运动医学杂志, 2019, 38(11): 948-954.
- [20] CUI K, JING X. Research on prediction model of geotechnical parameters based on BP neural network[J]. Neural Computing and Applications, 2018, DOI: 10.1007/s00521-018-3902-6.
- [21] 凌晓,徐鲁帅,余建平,等. 基于改进的 BP 神经网络的输油管道内腐蚀速率预测[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(2): 124-127.
- [22] 张娜,张明进,王晓冬,等. 基于表面肌电信号的手指关节角度估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(8): 60-70.

### 作者简介

隋修武(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为智能控制、人机交互、康复机器人等。

E-mail:16629030282@163.com