

文章编号: 1004-7220(2024)03-0482-07

面向手过头任务的残差神经网络肌肉疲劳预测模型

赵晓一, 赵川, 杨文鑫, 刘思棋

(青岛大学 机电工程学院, 山东 青岛 266000)

摘要:目的 探讨手过头任务中上肢关节角度与肌肉疲劳之间的关系,并构建了一种基于残差神经网络(residual neural networks, ResNet)的肌肉疲劳预测模型。方法 通过模拟不同作业姿势和不同操作面下的钻孔试验,测量了肌肉最大自主收缩力、最大耐受时间、最大剩余肌力和主观疲劳评分。将测量后数据进行数据处理作为 ResNet 预测模型的输入,构建残差神经网络模型,以预测肌肉疲劳水平。结果 ResNet 模型具有出色的预测精度,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 0.028,相较于传统的 BP 神经网络(RMSE=0.053)和 MLP 多层感知器神经网络(RMSE=0.059),其误差更小,拟合更好。结论 提出的残差神经网络肌肉疲劳预测模型能够有效准确地预测肌肉疲劳,为提高工作效率、减少工作相关肌肉骨骼疾病风险提供了有力支持。

关键词: 手过头作业; 肌肉疲劳; 关节角度; 残差神经网络; 工作相关肌肉骨骼疾患

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2024.03.016

A Residual Neural Network Muscle Fatigue Prediction Model for Overhead Tasks

ZHAO Xiaoyi, ZHAO Chuan, YANG Wenxin, LIU Siqi

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao University, Qingdao 266000, Shandong, China)

Abstract: **Objective** To investigate the relationship between upper limb joint angles and muscle fatigue in overhead tasks and develop a muscle fatigue prediction model based on residual neural networks (ResNet). **Methods** Through the simulation of drilling experiments performed with different working postures and on different operating surfaces, the maximum voluntary contraction, maximum endurance time, maximum residual muscle force, and subjective fatigue ratings were measured. The collected data were processed and used as input for the ResNet prediction model, which was constructed to predict muscle fatigue levels. **Results** The ResNet model exhibited outstanding predictive accuracy, with a root mean square error (RMSE) of 0.028. Compared with traditional backpropagation neural networks (RMSE=0.053) and multilayer perceptron neural networks (RMSE=0.059), they displayed smaller errors and better fitting. **Conclusions** The proposed residual neural network muscle fatigue prediction model can effectively and accurately predict muscle fatigue, providing strong support for improving work efficiency and reducing the risk of work-related musculoskeletal disorders.

Key words: overhead work; muscle fatigue; joint angles; residual neural networks; work-related musculoskeletal disorders

收稿日期: 2023-11-15; 修回日期: 2024-01-02

基金项目: 基础加强计划技术领域基金项目(2021-JCJQ-JJ-1026)

通信作者: 赵川, 助理教授, 硕士生导师, E-mail: 450467052@qq.com

手过头做业通常被定义为手部高于肩部或肩关节屈伸角度大于 60° 时进行的手部做业任务^[1]。这种姿势下做业不仅会对工作能力和效率产生负面影响,同时也影响任务的精确度。长时间进行手过头做业的任务会对肌肉施加静态负荷,且连续的收缩状态会导致乳酸在体内逐渐积累会引起肌肉酸痛和麻木感^[2]。大量研究表明,手过头作业不仅与肩部和上肢肌肉疲劳、疼痛存在密切关系,甚至导致上肢的工作相关肌肉骨骼疾患^[3]。

从生理与心理的两个角度观察肌肉疲劳,将有助于更全面地认识疲劳的发展过程。最大随意收缩力(maximum voluntary contraction, MVC)、最大耐受时间(maximum endurance time, MET)、剩余肌力和人员主观疲劳评分(ratings of perceived exertion, RPE)等指标是评估肌肉疲劳程度和肌肉活动的重要参考依据^[4-7]。Li 等^[8]对双手提物在不同时间下的肌肉力量和 RPE 进行测量,分析了肌肉疲劳的发展规律,并发现握力的变化指标与 RPE 具有一致性。Ma 等^[9]通过模拟坐姿钻孔作业,观察疲劳速率和肌力变化了解了肌肉疲劳的发展。王瑞雪等^[10]对单手操作手机时拇指关节角度与接触力的关系进行分析,探讨指尖接触力与关节角度对于腱鞘炎预防与康复的发展问题。部分研究还利用关节角度建立了预测模型^[11-14]。以上研究有助于深入了解肌肉疲劳的发展情况,但也存在一些限制,如模拟实验与实际情况的差异和主观性的影响。为了优化数据分析和预测,一些研究引用了机器学习方法,如人工神经网络等^[15-17]。这些模型能够处理复杂的关系,尤其是非线性的回归关系,神经网络的引入使得模型能够更精确地捕捉多个变量之间的复杂相互作用,从而更准确地预测肌肉疲劳和工效的关系。

为了研究手过头作业中上肢关节角度对于上肢肌肉疲劳发展的影响,本文通过模拟不同作业高度及操作面位置的钻孔试验,测量被试右利手的推力数据以及身体各部位的疲劳主观评价数据,建立面向肌肉疲劳预测的残差神经网络模型,识别导致肌肉疲劳的姿势和任务,对人机工效预测模型的研究和降低职业性肌肉骨骼疾患风险具有一定理论意义和工程应用价值。

1 研究方法

1.1 被试

招募 16 名身体素质良好、均无肌肉骨骼病史的成年男性作为研究对象;被试惯用手为右手,年龄(19.13 ± 0.89)岁,身高(177.5 ± 5.978)cm,体质量(71.19 ± 11.75)kg,身体质量指数(22.59 ± 3.3) kg/m^2 ,上臂长(24.75 ± 5.31)cm,小臂长(26.5 ± 2.22)cm,肩高(143.75 ± 6.64)cm。

1.2 实验设备

1.2.1 推力测量装置 该装置包含 1 台 S 型拉压力传感器(JLBS-1: 0~100 kg)、测量仪(频率 50 Hz 变送器 BSQ-DG-V2, 24 V 电源模块, USB 转 485 串口线)和笔记本电脑。传感器安装到模拟环境架上,连接测量仪。其中,压力传感器为小圆柱,用于感应试验时施加的力大小。测量仪的显示器会实时展示推力的数值,并将数据同时导入计算机生成力量曲线。此外,还能显示当前肌肉能够输出的最大剩余肌力、MVC 和 MET。

1.2.2 模拟手过头维修装置 该装置包括开孔设备和模拟维修环境装置,尺寸 $1\ 500\ \text{mm} \times 200\ \text{mm} \times 30\ \text{mm}$ 木板,木板上有直径为 10 mm 孔,自制木箱(代表不同的操作面),木箱的底面、右侧面、前侧面分别有直径为 10 mm 孔,用来固定压力传感器;卷尺,测角仪(测量关节角度),电钻重 1.0 kg,湿巾,身高测量仪,体重计,用于固定木板的支架(自制),模拟环境装置的支架的长、宽、高分别为 1.5、1.0、2.8 m。

1.2.3 RPE 测量 依据 Borg CR-10 量表进行测量。

1.3 实验设计

该实验任务为手持电钻钻孔任务,自变量包括 3 个不同的操作面,对应不同的腕关节内收角(正面操作 45° 、侧面操作 45° 、底面操作 0°);3 个不同的作业高度,分别要求被试在进行操作任务时肩、肘、腕关节屈曲角度保持在特定值,确保操作任务与被试人员的一致性。设计姿势 A 肩关节屈曲 90° ,肘关节屈曲 90° ;姿势 B 肩关节屈曲 75° ,肘关节屈曲 75° ;姿势 C 肩关节屈曲 15° ,肘关节屈曲 15° ,具体实验设计见表 1 和图 1。实验开始前,参与者被告知实验的目的、方案和可能涉及的风险并在实验前获得知情同意,要求所有被试进行预试验,模拟钻

孔操作及压力感应直至熟悉钻孔任务,确定每位被试不同关节角度下的作业姿势,并完成人体参数测量。参与者被要求在实验者的帮助和指导下尽可能长时间地保持给定的实验姿势,如果不能保持姿势或感觉不适,可随时停止。

表 1 实验设计

Tab. 1 Experimental design

姿势	操作平面	关节角度/(°)		
		肩关节屈曲角	肘关节屈曲角	腕关节内收角
A	正面	90	90	45
	侧面	90	90	45
	底面	90	90	0
B	正面	75	75	45
	侧面	75	75	45
	底面	75	75	0
C	正面	15	15	45
	侧面	15	15	45
	底面	15	15	0

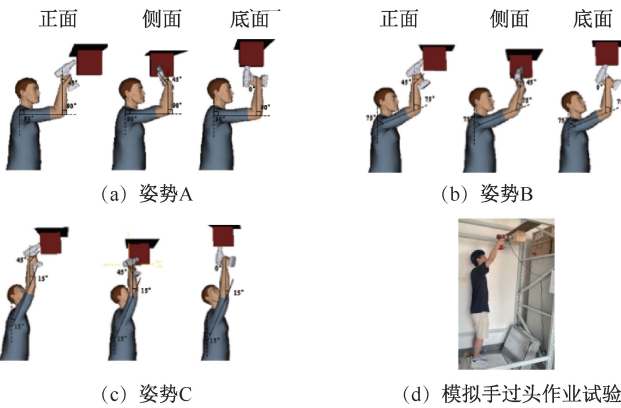


图 1 不同姿势及操作面示意图

Fig. 1 Schematic diagrams for different postures and operating surfaces (a) Pose A, (b) Pose B, (c) Pose C, (d) Simulated overhand work test

1.4 实验过程

1.4.1 MVC 测量阶段 测量被试在天花开孔姿势下的最大施力肌力,要求被试在 4~6 s 内手持电钻用最大力量推动压力传感器,测量 3 次,取最大值。

1.4.2 MET 测量阶段 被试在指定位置(支架下)握持电钻举过头顶,模拟开孔作业,直至被试反馈无法坚持时,所维持时间记录为 MET,每次测量结束时在压力测试位置快速进行压力测试(剩余肌力 F),同时基于 5 级疼痛感汇报右手 RPE,通过 BORG CR-10 记录上肢肩、肘、腕关节屈曲、伸直不适程度的 RPE。每天只进行 1 次测试,每两次测试

的间隔超过 24 h,且在测试前 24 h 内禁止剧烈活动。

1.4.3 数据处理 试验总共记录 432 个数据(3 种施力姿势×3 个操作面×3 种施力方法×16 名被试)、288 个上肢疲劳程度主观评分(3 种施力姿势×3 个操作面×2 种施力方法×16 名被试)。通过 Shapiro-Wilk 检验,试验数据不符合正态分布($P < 0.05$),采用非参数检验,运用 SPSS 软件对 MVC、MET、最大剩余肌力进行相关样本 Friedman M 检验。结果表明,MVC、MET 和剩余肌力在操作姿势与操作面方面差异有统计学意义($P < 0.05$);操作姿势对应肘关节与肩关节的关节角度,操作面对应腕关节的关节角度,MVC、MET 和剩余肌力在上肢关节角度方面差异有统计学意义($P < 0.05$),见表 2。

表 2 MVC、MET、剩余肌力相关样本 Friedman M 检验

Tab. 2 Friedman M test of MVC, MET and residual muscle force

位置	MVC/N	MET/min	F/N
姿势 A	10.50±3.91	4.813±2.26	8.40±3.64
姿势 B	11.35±4.10	5.042±1.75	9.26±2.76
姿势 C	10.31±3.86	5.417±1.94	8.82±3.16
χ^2	10.75	6.92	8.3
P	0.005	0.031	0.016
正面	9.86±2.19	4.24±1.53	7.64±1.87
侧面	7.37±1.32	1.18±0.36	6.55±1.12
底面	14.91±3.31	1.87±0.63	12.29±2.75
χ^2	84.5	96	71.17
P	0	0	0

注: F 为剩余肌力; χ^2 值为检验统计量; P 为显著性差异。

为了进一步分析,采用两两比较方法。结果表明,在操作姿势比较中,姿势 A、B 的 MET、姿势 A、C 的 MVC 与剩余肌力差异没有统计学意义,其他数据两两比较差异有统计学意义($P < 0.05$);在操作面方面,正面与侧面不存在显著差异外,其他数据两两比较差异有统计学意义($P < 0.05$),见图 2。本文认为,作业操作面和作业高度对不同数据的影响也不同。

通过 Shapiro-Wilk 检验,上肢疲劳程度主观评分符合正态分布($P > 0.05$),对 PRE 进行方差分析(analysis of variance, ANOVA)。结果表明,腕关节角度与上肢整体相对的 RPE 评分差异有统计学意义($P < 0.01$);肩关节与上肢整体的 RPE 差异没有统计学意义,其他数据差异均有统计学意义(见表 3)。

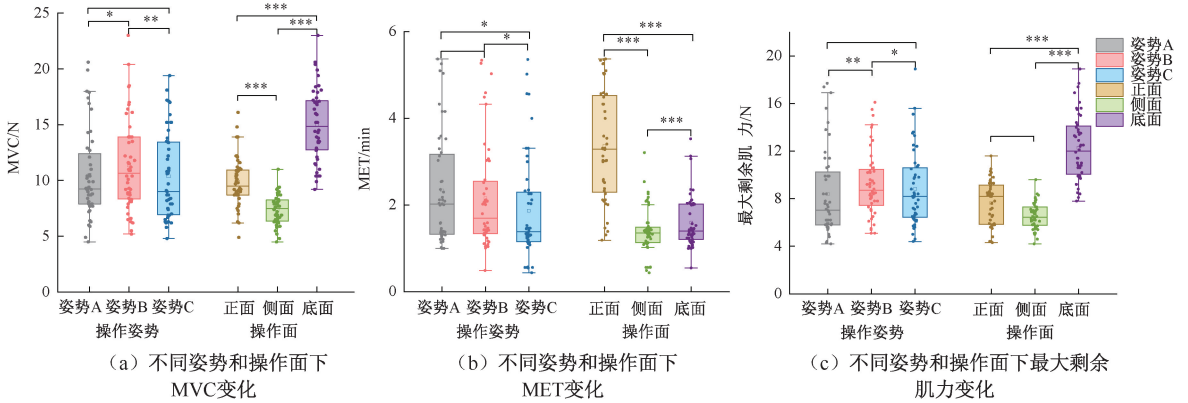


图2 不同操作面与操作姿势两两比较结果

Fig. 2 Results of pairwise comparison between different operating surfaces and operating positions

(a) MVC changes under different postures and operating planes, (b) MET changes under different postures and operating surfaces, (c) Maximum residual muscle strength changes under different postures and operating surfaces

注: *** $P < 0.001$, ** $P < 0.01$, * $P < 0.05$ 。

表3 PRE的ANOVA分析结果

Tab. 3 Results of ANOVA analysis of RPE

关节	位置	关节角度	df	F	P
肩	姿势 A	5.17±1.52	1.76	1.87	0.17
	姿势 B	5.33±1.42			
	姿势 C	5.67±1.83			
肘	姿势 A	4.81±2.26	2.00	2.76	0.05
	姿势 B	5.04±1.75			
	姿势 C	5.42±1.94			
腕	底面	3.42±1.87	1.98	9.94	0.00
	侧面	4.42±1.77			
	正面	4.65±1.84			
上肢	姿势 A	5.31±1.31	1.85	0.47	0.61
	姿势 B	5.35±1.06			
	姿势 C	5.48±1.49			
颈	姿势 A	1.65±1.16	2.00	4.42	0.02
	姿势 B	1.75±1.12			
	姿势 C	2.23±1.51			

注: df为自由度; F为费舍尔统计量; P为显著性差异。

2 构建 ResNet 神经网络肌肉疲劳预测模型

2.1 网络数据预处理

本文采用 BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)、MLP 神经网络和残差神经网络分别建立面向手过头作业的肌肉疲劳预测模型。BPNN 是一种多层前馈神经网络,通过误差反向传播进行反馈,其运行过程主要包括信号正向传递和误差反向传播。残差神经网络(residual neural networks, ResNet)是 He 等^[18]于 2015 年提出的 ANNs 深度学习体系结构。它引入了残差块的概念,通过跳跃连接允许信息在网络中跳跃传递,从

而解决了深度神经网络梯度消失和梯度爆炸的问题,使网络达到最大深度的加深,并得到非常好的分类效果。多层感知器(multi-layer perceptron, MLP)是一种经典前馈式神经网络,各层之间是为全连接结构,MLP 是一种监督学习模型,常用来解决分类和回归问题。

肌肉疲劳客观表现为肌肉力量的下降,用肌力降幅(force decrease, FD)可以用来表示肌肉的疲劳程度^[9]。本文以 FD 作为评估肌肉疲劳程度的指标,FD 可通过测量任务作业前的 MVC 和作业过程中某一时刻的最大剩余肌力 F 获得,即 $FD = MVC - F$,为消除个体间差异,需要对其进行归一化处理^[19]:

$$NFD = \frac{MVC - F}{MVC} \quad (1)$$

式中: NFD 为 FD 的归一化值(normalization of FD, NFD); MVC 为最大随意收缩力; F 为实验结束时的最大剩余肌力。

通过回归分析发现,上肢关节角与 NFD 存在着显著的非线性回归关系($R^2 < 0.1$),传统的线性回归模型无法准确拟合这种非线性关系,因为其只能表示简单的线性函数。而神经网络作为一种强大的机器学习模型,其拟合能力非常出色,其中隐藏层和非线性激活函数使得模型能够逼近任意复杂的函数,从而能够应对各种非线性回归问题。在上肢关节角度与 NFD 之间的非线性回归问题中,残差网

络也能够发挥很好的拟合能力和性能。

残差神经网络中,残差块是至关重要的结构,整个残差网络则是由多个残差块组成,残差块需要拟合出与恒等映射相关的残差映射,残差块单元公式可表示为:

$$\begin{cases} y_l = h(x_l) + F(x_l, w_l) \\ x_{l+1} = f(y_l) \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_l 和 x_{l+1} 分别表示第 l 个残差单元的输入和输出; F 为残差函数;而 $h(x_l) = x_l$ 表示恒等映射; f 为 Relu 激活函数。通过将恒等映射和残差映射相加,可以得到下一层的输入 x_{l+1} ,从而有效地传递和学习信息。

以肩关节角度、肘关节角度、腕关节角度、实验所得数据 MVC、MET、最大剩余肌力以及上肢不同部位 PRE 得分作为神经网络的输入层,NFD 作为输出层进行肌肉疲劳模型的构建,ResNet 模型的输入和输出数据分别可以表示为:

$$x = \begin{cases} F = [F_1, F_2, \dots, F_n] \\ \begin{bmatrix} \alpha_1, \dots, \alpha_n \\ \beta_1, \dots, \beta_n \\ \theta_1, \dots, \theta_n \\ x_{m,1}, \dots, x_{m,n} \\ x_{t,1}, \dots, x_{t,n} \\ x_{f,1}, \dots, x_{f,n} \\ x_{p1,1}, \dots, x_{p1,n} \\ \dots \\ x_{p5,1}, \dots, x_{p5,n} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3)$$

式中: F 为通过归一化处理得到的 NFD 值; x 为输入数据,包括 n 个肩关节角度 α 、肘关节角度 β 、腕关节角度 θ , MVC 值 x_m , MET 值 x_t , 最大剩余肌力 x_f , 以及 5 个维度的 RPE 值 $x_{p1} \sim x_{p5}$ 。该模型的输入层神经元个数与输入向量的维数相等,网络预测模型的输入包含 11 个维度的特征,故输入节点的维数为 11。

残差网络中,输入层传输函数为恒等映射,恒等映射为输入数据直接通过,输出与输入保持一致^[21]。输出为疲劳指数 NFD,故输出节点的维数为 1。

2.2 网络结构设计

首先设计残差网络的整体结构,接收 11 维的

特征向量作为输入特征 x ;网络的输出层是一个全连接层,输出层维数为 1,即为网络模型的目标值 F 。为了防止特征值之间的差异对网络训练产生不利影响,对原始的输入特征 x 进行归一化处理,将数据范围统一到 $[0, 1]$ 区间内,为了避免模型的过拟合,随机打乱输入数据,再按 7:1.5:1.5 比例分成训练集、验证集和测试集。

添加全连接层、ReLU 激活函数。通过循环结构,添加 3 个残差块,残差块由两个全连接层和一个 ReLU 激活函数构成,其中第 1 个全连接层的权重采用 He 正态分布初始化方法。残差块之间通过跳跃连接实现信息的直接传递,创建自定义层 residual-Addition Layer 连接残差块的输出和输入,实现对特征的有效学习和信息传递,即每个残差块的输出与其对应的输入相加。在网络的每个全连接层后添加 ReLU 激活函数,输出层使用无激活函数的全连接层进行回归任务,预测上肢肌肉疲劳水平,整体网络结构如图 3 所示。在网络训练过程中设置最大迭代次数为 500 次,学习率为 0.01, mini-batch 为 32,采用 Adam 优化器进行网络训练,并指定在网络训练停止之前,验证集上的损失大于等于先前最小损失的次数。

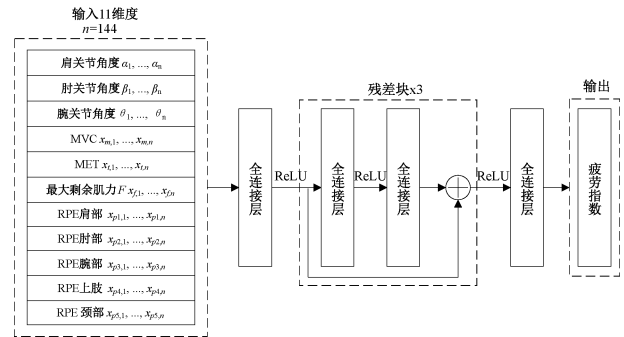


图 3 构建 ResNet 的残差块与整体网络结构

Fig. 3 The residual block and the overall network structure of ResNet are constructed

建立所要进行比对的 BP 神经网络与 MLP 神经网络,BP 神经网络是反向传播算法,在每一层中都使用 RELU 函数作为激活函数,同时将线性激活函数设定为输出层的激活函数;在 MLP 神经网络的训练过程中,采用 Levenberg-Marquardt 算法作为优化算法以提高神经网络的训练效果,在此过程中划出适当参数,如迭代次数、学习率等。

3 实验结果和分析

采用 MATLAB 2022 进行仿真实验研究,将所构建的残差网络进行迭代训练,网络在第 150 轮后停止训练,说明在 150 轮时验证集上的损失大于或等于先前最小损失的次数,满足其训练条件(见图 4)。

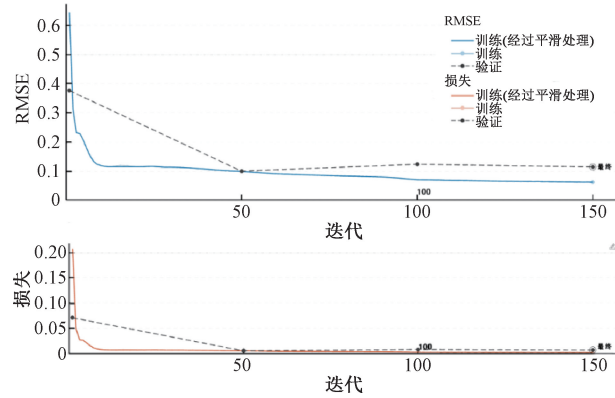


图 4 ResNet 网络训练收敛曲线

Fig. 4 ResNet network training convergence curve

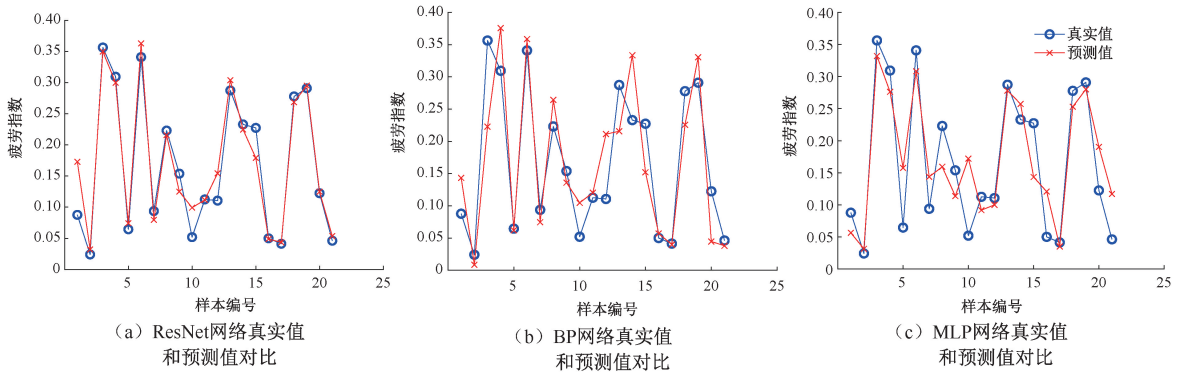


图 5 神经网络真实值和预测值对比结果

Fig. 5 Comparison results between real and predicted values of neural networks (a) Comparison of real and predicted values of ResNet, (b) Comparison of real and predicted values of BP, (c) Comparison of real and predicted values of MLP

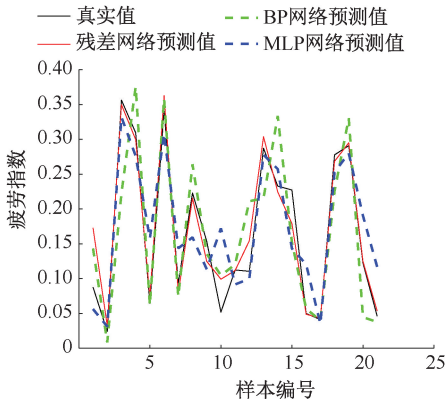


图 6 真实值和 3 个网络预测值对比结果

Fig. 6 Comparison of the true value and the three predicted values of networks

利用训练好的网络模型进行预测,并绘制真实值和预测值的对比图。结果显示,ResNet 的 NFD 预测曲线与真实值偏差较小,均方根误差 (root mean square error, RMSE) < 0.05 ,与真实值曲线的轨迹也基本吻合,说明模型具有较高性能[见图 5(a)]。BP 的预测偏差相较于 ResNet 更大 (RMSE > 0.05),见图 5(b); MLP 的预测曲线偏差最大 (RMSE > 0.05),见图 5(c)。

为了进一步说明 ResNet 预测模型对上肢肌肉疲劳预测的优越性,将 ResNet 与 BP 和 MLP 多层感知器神经网络的预测效果与 NFD 的实际值进行比较。对比 3 种网络预测值的曲线可以看出,ResNet 预测值与真实值的偏差最小,只有 9~12 的样本预测存在少部分波动,BP 神经网络预测值的误差比 MLP 网络小,MLP 网络预测值与真实值的误差偏差最大(见图 6)。

为了进一步说明 ResNet 的预测效果,以 RMSE 作为预测精确度的测量指标。计算结果表明,ResNet 相比其他两个网络的预测值的 RMSE 均小,比 BP、MLP 网络的预测精度分别提高了 47.59%、52.87% (见表 4)。综上所述,ResNet 比 BP 和 MLP 的预测效果更好,这是由于 ResNet 特殊的残差块结构可以很好处理不稳定的数据及异常数据对结果的影响。

表 4 均方根误差对比

Tab. 4 Comparison of root mean square errors

参数	ResNet	BP	MLP
RMSE/rad	0.027 71	0.058 79	0.052 88
精度提高率/%	—	47.59	52.87

4 结论

针对上肢肌肉疲劳的预测问题,本文利用 ResNet 神经网络建立了上肢关节角度与 NFD 之间的非线性关系,通过与 BP 神经网络和 MLP 多层感知器神经网络在 NFD 值预测和误差分析方面的比较,得出如下结论:

(1) MVC、MET 和剩余肌力在上肢关节角度方面差异有统计学意义,姿势与操作面显著影响被试的各项数据结果,操作面和操作高度对不同的数据影响也不同。

(2) ResNet 神经网络模型具有较好的预测精度和泛化能力, RMSE 为 0.028,收敛速度快,能够有效地在工程实践中使用,降低工作相关肌肉骨骼疾病的风险。

(3) 与其他两个网络作对比,从肌肉疲劳预测曲线、NFD 均方根误差及误差精度对比, BP、MLP 网络的 RMSE 分别为 0.053、0.059。可以看出, ResNet 网络模型优于 BP 和 MLP 网络模型。

本模型基于手过头作业实验数据而构建,未来的研究可以进一步扩大样本规模,加入更多相关特征和运动数据,以进一步优化模型的性能和应用范围。通过不断改进和完善,可以在很大程度上优化维修工效和改善维修人员的肌肉疲劳程度,缩短维修周期,提高作业质量,节约其维修成本以及全寿命周期费用,具有一定的理论意义和工程应用价值,基于残差神经网络的上肢肌肉疲劳预测模型有望在为预防职业性肌肉骨骼疾患提供理论支持和维修功效优化中得到广泛应用。

利益冲突声明:无。

作者贡献声明:赵晓一负责数据分析、模型构建和论文撰写、修改;刘思棋、杨文鑫负责部分实验操作和数据采集;赵川负责实验设计、论文写作指导及修改。

参考文献:

[1] MACIUKIEWICZ JM, CUDLIP AC, CHOPP-HURLEY JN, *et al.* Effects of overhead work configuration on muscle activity during a simulated drilling task [J]. *Appl Ergon*, 2016, 53(Part A): 10-16.

[2] SOOD D, NUSSBAUM MA, HAGER K. Fatigue during prolonged intermittent overhead work: Reliability of measures and effects of working height [J]. *Ergonomics*, 2007, 50(4): 497-513.

[3] ANTON D, SHIBLEY LD, FETHKE NB, *et al.* The effect of overhead drilling position on shoulder moment and electromyography [J]. *Ergonomics*, 2001, 44(5): 489-501.

[4] 易灿南, 胡鸿, 李开伟, 等. 拉力作业肌肉疲劳研究进展及展望[J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28(4): 78-84.

[5] LIU B, MA L, CHEN C. Experimental validation of a subject-specific maximum endurance time model [J]. *Ergonomics*, 2018, 61(6): 806-817.

[6] VROMANS M, FAGHRI PD. Functional electrical stimulation-induced muscular fatigue: Effect of fiber composition and stimulation frequency on rate of fatigue development [J]. *J Electromyogr Kinesiol*. 2018;38:67-72.

[7] 胡鸿, 易灿南, 李开伟, 等. 拉力作业上肢肌肉疲劳评价模型研究[J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28(8): 61-67.

[8] LI KW, CHIU WS. Isometric arm strength and subjective rating of upper limb fatigue in two-handed carrying tasks [J]. *PLoS One*, 2015, 10(3): e0119550.

[9] MA L, ZHANG W, HU B, *et al.* Determination of subject-specific muscle fatigue rates under static fatiguing operations [J]. *Ergonomics*, 2013, 56(12): 1889-1900.

[10] 王瑞雪, 张绪树, 郭媛, 等. 单手操作手机时常见拇指动作关节角度与接触力测量和分析[J]. *医用生物力学*, 2023, 38(4): 797-803.

WANG RX, ZHANG XS, GUO Y, *et al.* Measurement and analysis of joint angle and contact force of common thumb movements when operating mobile phone with one hand [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(4): 797-803.

[11] LIU J, BROWN R, YUE G. A dynamical model of muscle activation, fatigue, and recovery [J]. *Biophys J*. 2002, 82(5): 2344-2359.

[12] EHSANI M, GAO Y, EMADI A. *Moden electric, hybrid electric and fuel cell vehicles* [M]. Boca Raton: CRC Press Taylor & Francis Group, 2010.

[13] LARING J, FORSMAN M, KADEFORS R, *et al.* MTM-based ergonomic workload analysis [J]. *Int J Ind Ergonom*, 2022, 30(3): 135-148.

[14] 李素蛟, 朱越, 吴坤, 等. 基于多模态信息融合的肘关节连续运动估计[J]. *医用生物力学*, 2023, 38(2): 324-330.

LI SJ, ZHU Y, WU K, *et al.* Continuous motion estimation of elbow joint based on multi-modal information fusion [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(2): 324-330.

[15] JAIN R, MEENA ML, SAIN MK, *et al.* Pulling force prediction using neural networks [J]. *Int J Occup Saf Ergon*, 2019, 25(2): 194-199.

[16] KWON S, KIM J. Real-time upper limb motion estimation from surface electromyography and joint angular velocities using an artificial neural network for human-machine cooperation [J] *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, 2011, 15(4): 522-530.

[17] 高隽. *人工神经网络原理及仿真实例* [M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.

[18] HE KM, ZHANG XY, REN SQ, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.

[19] 王健, 刘加海. 肌肉疲劳的表面肌电信号特征研究与展望[J]. *中国体育科技*, 2003, 39(2): 4-7.

[20] 任志强. 基于残差网络的面部表情识别研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2023.