

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2023.11.011

医学信号处理与医学仪器

## 基于表面肌电信号的BiLSTM-SA双臂肌力估计

张思河, 曹乐, 王金玮, 徐浩洋, 张峰

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

**【摘要】**针对双臂协同连续变化下肌力估计精度低的问题,提出一种双向长短期记忆(BiLSTM)网络与自注意力(SA)机制相结合的肌力估计模型。首先,通过搭建肌力估计试验平台采集双臂肌肉等长收缩状态下的肌力与表面肌电信号,然后采用独立成分分析方法以及小波阈值去噪方法对采集数据进行预处理,提取信号的均方根作为特征值,最后利用BiLSTM-SA模型进行肌力估计。实验结果表明BiLSTM-SA模型在双臂等长收缩肌力估计中决定系数 $R^2$ 的平均值在0.97以上,表现出良好的肌力估计准确性。

**【关键词】**双向长短期记忆网络;自注意力机制;表面肌电信号;独立成分分析

**【中图分类号】**R318;TP391.4

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)11-1383-07

### BiLSTM-SA model for muscle strength estimation from sEMG

ZHANG Sihe, CAO Le, WANG Jinwei, XU Haoyang, ZHANG Feng

School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

**Abstract:** A muscle strength estimation model incorporating bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) and self-attention mechanism (SA) is presented for addressing the problem of low estimation accuracy caused by the continuous change of arms. After collecting the muscle strength and surface electromyography signal during isometric muscle contraction of arms with a self-developed platform, independent component analysis and wavelet threshold denoising are used to preprocess the collected signals. With the root-mean-square value of the extracted signals as the characteristic value, the muscle strength is estimated using BiLSTM-SA model. The experimental results show that BiLSTM-SA model has a high accuracy for muscle strength estimation, with an average value of  $R^2$  above 0.97 for the muscle strength estimation during isometric contraction.

**Keywords:** bidirectional long short-term memory network; self-attention mechanism; surface electromyography signal; independent component analysis

### 前言

肌力是人体生理功能的重要组成部分,肌力估计对于运动评估、康复监测、健康管理和受伤风险评估等方面都具有重要的意义<sup>[1-3]</sup>。然而,传统的肌力测试方法通常需要使用专业设备和复杂的操作,限制了其在实际应用中的灵活性和便捷性。相较于传统方式,表面肌电能够实时准确且无创地反映肌肉活动状态和功能。国内外许多学者致力于研究基于表面肌电信号的肌力估计方法。

Martinez等<sup>[4]</sup>证明了肌电信号的瞬态信息包含抓握肌力的信息。Kim等<sup>[5]</sup>提出了一种基于表面肌电信号的静态力估计方法。于在洋等<sup>[6]</sup>揭示了肱二头肌的表面肌电复杂性与肌力存在良好的线性关系。郭福民等<sup>[7]</sup>建立了基于表面肌电信号的腕部肌力估计模型,采用支持向量机(Support Vector Machines, SVM)进行肌力估计。目前多数研究主要针对单臂瞬时肌力估计或静态肌力估计,而对于双臂肌力估计的研究较少而且精度不高。本研究针对双臂协同连续变化下肌力估计精度低的问题,提出一种双向长短期记忆(Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM)网络与自注意力(Self-Attention, SA)机制相结合的肌力估计模型。通过BiLSTM网络双向学习双臂表面肌电信号的时序信息,充分利用表面肌电信号的时序性,并结合SA捕获输入信号中的重要信息,降低双臂肌力估计的误差。

**【收稿日期】**2023-08-28

**【基金项目】**国家自然科学基金(61703270)

**【作者简介】**张思河,硕士研究生,研究方向:生物信号采集与分析, E-mail: 18507050407@163.com

**【通信作者】**曹乐,博士,副教授,研究方向:惯性传感器、惯性导航定位、微弱信号检测技术, E-mail: caole00012@163.com

## 1 数据采集与处理

### 1.1 试验设计

本研究主要针对双臂协同连续变化下肌力估计,进行等长收缩拉力运动下的肌力估计试验<sup>[8]</sup>。该试验过程主要涉及前臂肌群和上臂肌群的肱二头肌、肱三头肌,手臂肌肉示意图如图1所示。本研究主要通过采集前臂肌群的表面肌电信号完成肌力估计。

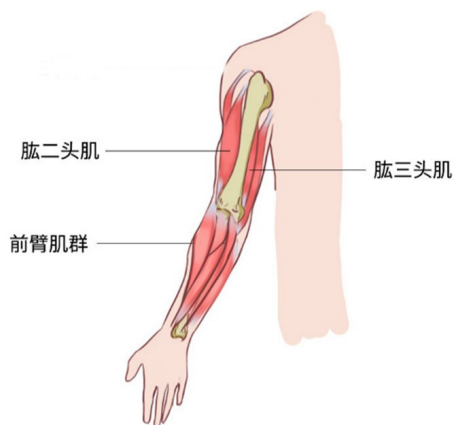


图1 手臂肌肉示意图

Figure 1 Arm muscles

为采集表面肌电信号、肌力信号等试验数据,搭建肌力估计试验平台。肌力估计试验平台如图2所示,试验平台主要包括铝合金试验台、电动推杆、推杆控制板以及基于斯巴拓 SBT650 高精度推拉力传感器的压力采集装置。推拉力传感器两端分别连接推杆与拉环,在推杆收缩回起始点的过程中,推杆会对受试者手臂产生时变拉力,由压力传感器采集实时拉力。双臂的表面肌电信号通过两个加拿大 Thalmic Labs 公司推出的 MYO 臂环采集。臂环脱穿方便,单个 MYO 臂环由 8 个表面肌电信号传感器组成,传感器之间间距大小基本相同,采样频率为 200 Hz。

共采集 5 名志愿者在等长收缩拉力运动过程中的双臂肌电数据,采集试验过程中志愿者双臂前臂处佩戴 MYO 臂环,手握拉环平放在平台桌面上,双臂不做任何移动,保持坐姿不变,手臂角度不变,此时手臂承受被动牵引拉力,通过控制电动推杆伸缩形成“拉紧-放松”的周期性运动,电动推杆收缩产生拉力的过程持续 2 s,再由完全收缩的状态伸出并返回到起始位置的过程持续 2 s,单次实验持续 2 min,执行 30 次动作,每名志愿者做 5 次试验,记录 5 组试验数据。等长收缩拉力运动试验如图3所示。

### 1.2 肌电信号预处理

由于试验过程中,受肌电采集设备限制,志愿者



图2 肌力估计试验平台

Figure 2 Test platform for muscle strength estimation

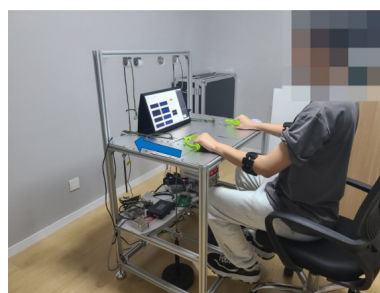


图3 等长收缩拉力运动

Figure 3 Tensioning with isometric contraction

双臂佩戴 MYO 臂环的每个通道与相邻通道均仅为 3 cm 间距,距离过近,采集的肌电信号易受到邻近通道的高耦合影响。针对这一问题,本研究选用独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 方法对采集的多通道表面肌电信号进行独立分解,降低各通道信号间的耦合性以及信息复杂度。

ICA 是一种从混合数据中提取独立信号的统计方法<sup>[9-13]</sup>。它可以将混合信号分解为多个互相独立的成分。其一般步骤是:首先对矩阵进行中心化和白化处理。矩阵中心化操作是将每一维度的表面肌电信号数据减去该维度的均值,增加矩阵基向量的正交性。白化是一种去除数据集中所有线性相关性并沿所有维度归一化方差的操作。之后假设采集的多通道数据  $x$  与肌电信号源  $u$  是线性混合的关系:

$$x = Au \quad (1)$$

其中,  $A$  为可逆的混合系数矩阵,可表示为:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1l} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nl} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $n$  代表信号源个数。通过求解矩阵  $A$  的逆矩阵  $W$ ,从  $x$  中恢复原始信号  $u$ ,如式(3)所示。

$$u = Wx \tag{3}$$

由于混合矩阵  $A$  和信号源  $u$  存在未知性, 经ICA恢复的信号, 其输出排列次序会发生一定的变化。为尽可能使原始信号与分解后信号保持一一对应关系, 计算ICA分解后独立成分的绝对平均值并对其进行排序, 依据排序后的索引得到重新排列的独立成分, 最

后与原始信号的绝对平均值比较完成肌电信号匹配。

图4为8通道表面肌电信号ICA分解前后对比图。经ICA分解后的表面肌电信号幅值区间发生变化, 但分解前后的信号波形基本一致, 通过ICA分解后共得到了16个独立成分。

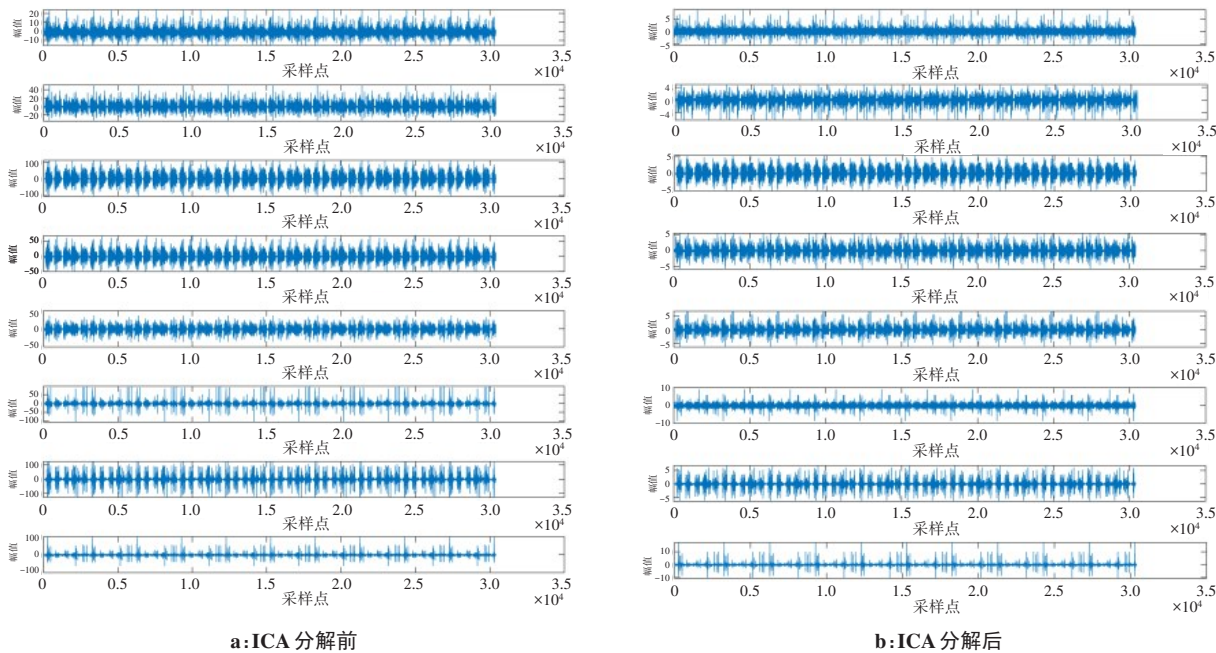


图4 8通道表面肌电信号ICA分解前后对比  
Figure 4 Eight-channel sEMG signals before and after ICA decomposition

肌电信号经ICA分解后可能无法完全分离出所有的噪声成分。因此本研究通过应用小波阈值去噪, 进一步降低噪声的水平, 提高肌电信号的信噪比<sup>[14-16]</sup>。表面肌电信号经小波阈值去噪后, 前200个采样点的效果如图5所示。从图5可知, 小波阈值去噪具有较好的时间-频率局部化性质, 能够更准确地描述信号的局部特征和结构。

1.3 表面肌电信号特征提取

表面肌电信号是一种时间序列信号, 通过时域特征进行分析是一种高效的方法。其中, 均方根值(RMS)被广泛应用作为表面肌电信号的特征之一。RMS可以反映肌肉运动过程中运动单位的激活量以及同步化程度, 其定义如公式(4)所示:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \tag{4}$$

其中,  $x_i$ 表示一个通道的表面肌电信号序列,  $N$ 表示表面肌电信号序列长度。本研究采集双臂共16通道表面肌电信号并计算各通道的RMS值, 取左右臂对称位置通道间的RMS平均值, 组成8通道表面肌电信

号特征信息。将左右两臂各时刻相对应的拉力大小数值相加作为双臂的共同肌力, 将试验过程看作对同一物体平面实施拉力。8通道表面肌电信号特征信息与此时刻拉力大小共同构成肌力估计模型训练的特征样本数据。

2 BiLSTM-SA 肌力估计模型

长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络在记忆和信息流动方面有着独特的设计, 使其在处理序列数据时表现出色<sup>[17]</sup>。LSTM神经网络引入记忆单元和3个门控单元(遗忘门、输入门、输出门), 以实现长期记忆和信息流动的控制。记忆单元类似于一个细胞, 可以存储和更新信息。遗忘门决定了哪些旧的信息需要被遗忘, 输入门决定了哪些新的信息需要被记住, 而输出门控制着输出的记忆细胞状态。这3个门控单元相当于过滤器, 通过调节它们的输出值来决定信息在网络中的流动。LSTM神经网络具备处理时序数据中长期依赖关系的能力, 同时有效解决了梯度消失和梯度爆炸的问



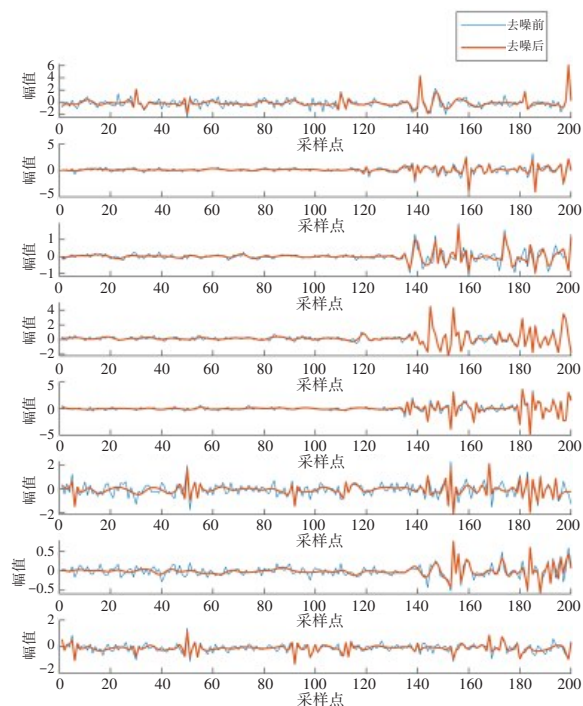


图5 小波阈值去噪效果

Figure 5 Wavelet threshold denoising results

题。但LSTM只能单向学习输入数据,无法充分利用肌电与肌力数据中的时序信息<sup>[18-20]</sup>。因此本研究选用BiLSTM对肌电-肌力数据进行双向学习训练,提高估计精度。同时针对BiLSTM默认不同时刻的肌电-肌力数据对估计结果的影响几乎相同的问题,引入了SA,建立基于表面肌电信号的BiLSTM-SA肌力估计模型。

模型结构如图6所示。模型输入为肌电-肌力数据,其数据形式为 $X = \{x_1, \dots, x_t, \dots, x_n\}$ 。其中 $x_t = \{x_t(1), x_t(2), \dots, x_t(i), x_t(k)\}$ ,表示为第 $t$ 时刻的肌电-肌力数据。 $\{x_t(1), x_t(2), \dots, x_t(i)\}$ 代表第 $t$ 时刻的 $i$ 个肌电信号特征值,而 $x_t(k)$ 代表第 $t$ 时刻的肌力真实值。由于输入肌电-肌力数据之间的单位不同,需要将数据进行归一化处理,将数据缩放至0到1之间,计算公式如式(5)所示:

$$\tilde{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (5)$$

其中, $x$ 表示原始数据, $\tilde{x}$ 为归一化后的数据。

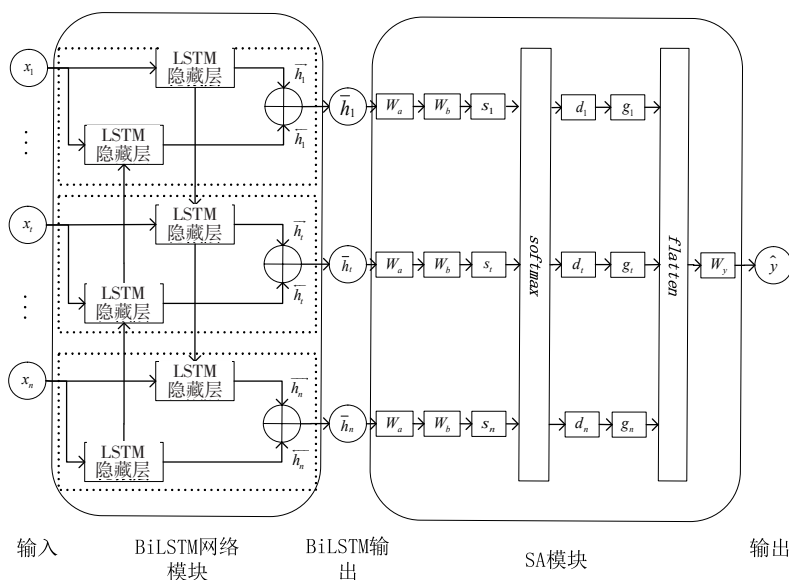


图6 BiLSTM-SA 基本结构

Figure 6 Basic structure of BiLSTM-SA

模型中BiLSTM网络模块输出的隐含层状态向量 $\vec{h}_t$ 由前向LSTM和后向LSTM的隐含层状态向量 $\vec{h}_t, \vec{h}_t$ 共同组成,并且 $\vec{h}_t$ 也作为自注意力模块的输入,其计算公式如式(6)~(8)所示:

$$\vec{h}_t = f(w_1 x_t + u_1 \vec{h}_{t-1} + c_1) \quad (6)$$

$$\vec{h}_t = f(w_2 x_t + u_2 \vec{h}_{t+1} + c_2) \quad (7)$$

$$\vec{h}_t = \vec{h}_t \oplus \vec{h}_t \quad (8)$$

其中, $\vec{h}_t, \vec{h}_t$ 分别为BiLSTM网络的正向、反向输出值, $w_1, w_2$ 分别为正向、反向传播的输入层权重矩阵; $u_1, u_2$ 分别为正向、反向传播的隐含层权重矩阵; $c_1, c_2$ 分别为正向、反向传播的偏置矩阵。

在SA模块中 $W_a, W_b$ 代表BiLSTM输出层与SA模块输入层之间的两个连接权重; $s_t$ 表示 $\vec{h}_t$ 的相似度权重, $d_t$ 表示 $\vec{h}_t$ 归一化的相似度权重, $g_t$ 表示SA模块输出分量; $W_y$ 为输出时的连接权重, $\hat{y}$ 为输出的肌力

估计值。

SA 网络模块中隐含层状态向量  $\bar{h}_t$  的相似度权重  $s_t$  的计算公式为:

$$s_t = \tanh(W_a(\bar{h}_t \oplus H))W_b \tag{9}$$

其中,  $H$  为 BiLSTM 模块输出的隐含层状态矩阵, 表示为  $[\bar{h}_1, \dots, \bar{h}_t, \dots, \bar{h}_n]$ , 归一化后的相似度权重为:

$$d_t = \text{softmax}(s_t) \tag{10}$$

SA 模块输出分量的计算公式如下:

$$g_t = \sum_{i=1}^k d_i \bar{h}_{(t+i)-1} \tag{11}$$

$$\hat{y} = \text{flatten}(R)W_y \tag{12}$$

其中,  $R$  表示整个自注意力输出矩阵, 矩阵  $R$  经过 flatten 层扁平化后, 再乘以连接权重  $W_y$ , 最终得到肌力估计值。

基于 BiLSTM-SA 的肌力估计模型训练步骤: 首先计算前向传播过程中的肌力估计值; 然后根据估计值与实际值得到误差, 利用反向传播算法将误差传递至各神经元; 各神经元通过随机梯度下降法不断调整连接权重; 再根据迭代次数不断更新连接权重, 直至达到训练轮数或估计准确性要求; 最后输入测试集并对输出结果进行反归一化, 得到最终肌力估计值。基于 BiLSTM-SA 模型的肌力估计整体流程如图 7 所示。

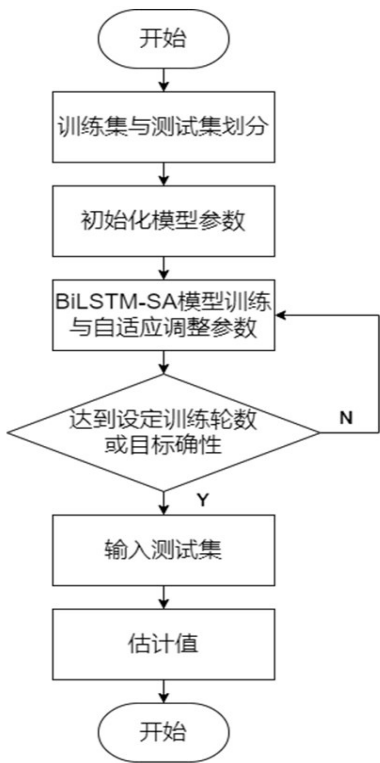


图7 BiLSTM-SA 肌力估计流程

Figure 7 BiLSTM-SA muscle strength estimation flowchart

### 3 试验结果与分析

#### 3.1 评价标准

选取 4 种指标对肌力估计模型在试验中的估计效果进行评价, 分别为均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)以及决定系数  $R^2$ 。RMSE 可以反映模型估计效果的稳定程度; MAE、MAPE 可以直观表示误差大小;  $R^2$  用来衡量模型的拟合程度, 该值越靠近 1, 表示模型对数据的拟合越好。各评价指标公式如下所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{13}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{14}$$

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \tag{15}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{16}$$

其中,  $n$  为数据个数,  $y_i$  为肌力真实值,  $\hat{y}_i$  为肌力估计值,  $\bar{y}$  为肌力平均值。

#### 3.2 结果与分析

使用 BiLSTM-SA 模型和 BiLSTM 模型分别进行肌力估计试验, 试验结果如图 8 所示。BiLSTM 模型与 BiLSTM-SA 模型均可对等长收缩拉力运动下的肌力进行预测, 模型的肌力估计曲线与 5 位志愿者的实际肌力变化曲线基本吻合。二者均可以实现肌力变化趋势以及肌力值大小预测。

等长收缩拉力运动下 BiLSTM 与 BiLSTM-SA 模型评价指标如表 1 与表 2 所示。由表 1 可知, BiLSTM 模型 RMSE 平均值为 2.455 9, MAE 平均值为 1.976 7, MAPE 平均值为 21.53%,  $R^2$  平均值为 0.906 28。由表 2 可知, 加入了 SA 后的 BiLSTM-SA 模型的 RMSE 平均值为 1.297 3, MAE 平均值为 0.959 9, MAPE 平均值为 10.97%,  $R^2$  平均值为 0.973 15。

通过表 1 与表 2 对比可知, BiLSTM-SA 模型和 BiLSTM 模型在等长收缩拉力运动下的  $R^2$  都在 0.9 以上, 拟合程度高, 但 BiLSTM-SA 模型的 RMSE、MAE、MAPE 远低于 BiLSTM 模型, 误差相对更小, 说明该模型整体估计误差较小, 表明该模型给出的肌力估计值与肌力真实值之间差距较小, 有较高的肌力估计准确性。总体而言, BiLSTM-SA 模型表现出较好的肌力估计效果。

### 4 结论

本研究提出了 BiLSTM 与 SA 相结合的肌力估计

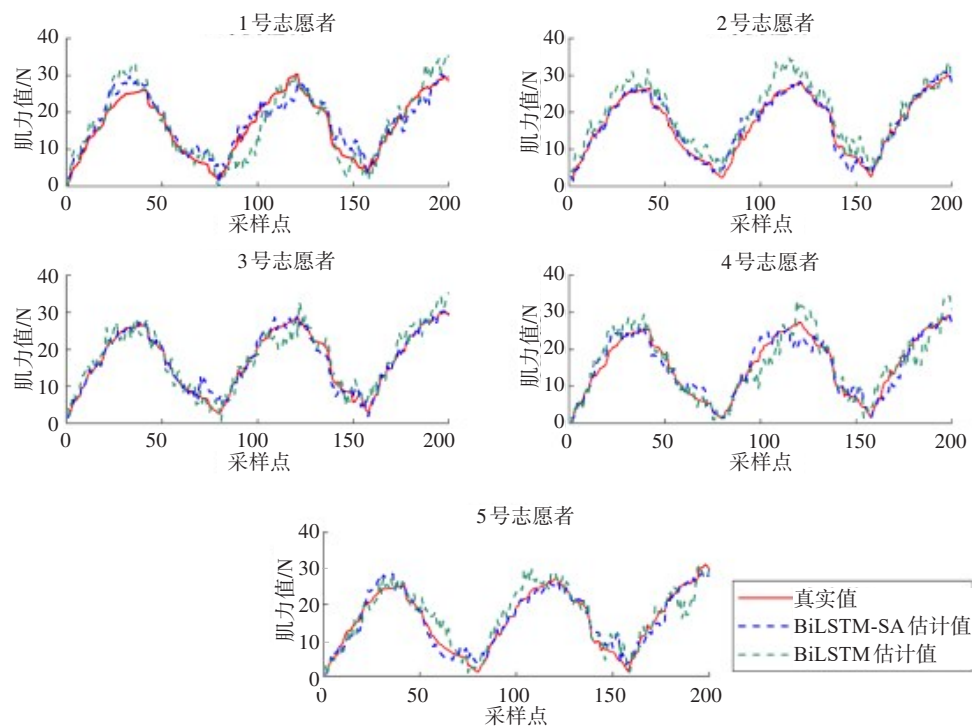


图8 BiLSTM-SA 与 BiLSTM 模型估计结果

Figure 8 Estimation results of BiLSTM-SA model and BiLSTM model

表1 BiLSTM 模型评价指标

Table 1 BiLSTM model evaluation indexes

| 志愿者 | RMSE   | MAE    | MAPE/% | R <sup>2</sup> |
|-----|--------|--------|--------|----------------|
| 1号  | 2.6179 | 1.9618 | 18.73  | 0.89694        |
| 2号  | 3.2634 | 2.8080 | 28.84  | 0.83985        |
| 3号  | 2.0641 | 1.7284 | 15.12  | 0.93593        |
| 4号  | 2.1501 | 1.6859 | 21.48  | 0.93048        |
| 5号  | 2.1844 | 1.6995 | 23.48  | 0.92824        |
| 平均值 | 2.4559 | 1.9767 | 21.53  | 0.90628        |

表2 BiLSTM-SA 模型评价指标

Table 2 BiLSTM-SA model evaluation indexes

| 志愿者 | RMSE   | MAE    | MAPE/% | R <sup>2</sup> |
|-----|--------|--------|--------|----------------|
| 1号  | 1.8780 | 1.5940 | 16.76  | 0.94696        |
| 2号  | 1.0112 | 0.7197 | 7.56   | 0.98462        |
| 3号  | 1.0039 | 0.7451 | 7.40   | 0.98485        |
| 4号  | 1.3081 | 0.8670 | 9.70   | 0.97420        |
| 5号  | 1.2856 | 0.8737 | 13.43  | 0.97515        |
| 平均值 | 1.2973 | 0.9599 | 10.97  | 0.97315        |

方法,设计肌力估计试验平台,并进行肌力估计试验,针对肌电采集装置邻近通道的高耦合问题,采用了ICA分解以及小波阈值去噪处理,对所得到的特征数据归一化后,输入至BiLSTM-SA模型进行肌力估

计。试验表明,BiLSTM-SA模型的拟合度在0.97以上,表现出良好的肌力估计准确性,达到了预期的效果,为双臂肌力估计的研究提供了一个新的思路。

【参考文献】

[1] 张静云,王莹莹,王春方,等.基于等速技术的健康成人膝关节屈伸肌肌力的年龄和性别特征的研究[J].中国康复医学杂志,2020,35(1):54-59.  
Zhang JY, Wang YY, Wang CF, et al. Age and gender characteristics of knee muscle strength based on isokinetic technique[J]. Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2020, 35(1): 54-59.

[2] 姜彦涛,郝卫亚,李艳辉,等.我国自由式滑雪空中技巧优秀运动员主要关节等速肌力特征[J].中国运动医学杂志,2022,41(6):430-441.  
Lou YT, Hao WY, Li YH, et al. Research on isokinetic strength characteristics of major joints of China elite freestyle skiing aerial athletes[J]. Chinese Journal of Sports Medicine, 2022, 41(6): 430-441.

[3] 王志凌,崔德栋,龙毅,等.肩袖损伤患者肩关节角对三角肌肌力下降的影响研究[J].中国修复重建外科杂志,2023,37(7):827-832.  
Wang ZL, Cui DD, Long Y, et al. Effect of critical shoulder angle on deltoid muscle strength reduction in patients with rotator cuff tears[J]. Chinese Journal of Reparative and Reconstructive Surgery, 2023, 37(7): 827-832.

[4] Martínez IJ, Mannini A, Clemente F, et al. Online grasp force estimation from the transient EMG[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2020, 28(10): 2333-2341.

[5] Kim S, Chung WK, Kim K. SEMG-based static force estimation for human-robot interaction using deep learning [C]//2020 17th International Conference on Ubiquitous Robots (UR). IEEE, 2020: 81-86.

[6] 于在洋,张旭,王东清,等.表面肌电信号复杂性与肌力关系研究[J].航天医学与医学工程,2016,29(2):120-126.  
Yu ZY, Zhang X, Wang DQ, et al. Study on relationship between surface EMG complexity and muscle strength[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2016, 29(2): 120-126.

[7] 郭福民,张华,胡榕华,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(z1): 317-320.
- Guo FM, Zhang H, Hu RH, et al. Study on method for estimating wrist muscle force based on surface EMG signals[J]. Computer Science, 2021, 48(z1): 317-320.
- [8] 程霜霜, 高晓平, 朱晓斐, 等. 脑卒中患者痉挛上肢肌肉协调性的表面肌电研究[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2017, 39(5): 342-346.
- Cheng SS, Gao XP, Zhu XF, et al. Surface electromyographic examination of the coordination of the spastic upper limb muscles of stroke survivors [J]. Chinese Journal of Physical Medicine and Rehabilitation, 2017, 39(5): 342-346.
- [9] 宋昊, 徐颂, 刘国明, 等. 基于独立成分分析的非侵入式脑-机接口眼电伪迹自动去除算法[J]. 生物医学工程学杂志, 2022, 39(6): 1074-1081.
- Song H, Xu S, Liu GM, et al. Automatic removal algorithm of electrooculographic artifacts in non-invasive brain-computer interface based on independent component analysis[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(6): 1074-1081.
- [10] 刘越, 王梦星, 杜小霞, 等. 基于独立成分分析的遗尿症儿童脑功能网络研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2021, 38(3): 382-386.
- Liu Y, Wang MX, Du XX, et al. Brain functional network of pediatric patients with enuresis: a research based on independent component analysis[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2021, 38(3): 382-386.
- [11] Behnaz J. An ICA investigation into the effect of physiological noise correction on dimensionality and spatial maps of intrinsic connectivity networks[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2021, 2021: 3145-3148.
- [12] Marlene T, Schwarzbach JV. An automated pipeline for obtaining labeled ICA-templates corresponding to functional brain systems[J]. Hum Brain Mapp, 2023, 44(16): 5202-5211.
- [13] Liu SY, Ouyang ZL, Chen G, et al. Black-box modeling of ship maneuvering motion based on Gaussian process regression with wavelet threshold denoising[J]. Ocean Eng, 2023, 271: 113765.
- [14] 袁野, 王夏天, 张子辰, 等. 基于小波变换和改进的瞬态独立成分分析融合算法的心电信号降噪方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2016, 33(4): 415-422.
- Yuan Y, Wang XT, Zhang ZC, et al. Electrocardiogram noise reduction based on fused algorithm of wavelet transform and improved independent component analysis [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2016, 33(4): 415-422.
- [15] 张森, 魏国. 心电信号平滑分解阈值去噪方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(9): 1329-1339.
- Zhang M, Wei G. Smooth decomposition threshold denoising method for ECG[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(9): 1329-1339.
- [16] 杨承金, 聂春燕, 王慧宇, 等. 基于小波改进阈值的肌电干扰降噪研究与效果评估[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 80-86.
- Yang CJ, Nie CY, Wang HY, et al. Research of noise reduction algorithm and effect evaluation about EMG interference based on improved wavelet threshold[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 80-86.
- [17] 刘聪, 许婷婷, 马钰同, 等. 融合双层注意力与多流卷积的肌电手势识别记忆网络[J]. 光电子·激光, 2023, 34(2): 180-189.
- Liu C, Xu TT, Ma YT, et al. Incorporating two-layer attention and multi-stream convolutional for sEMG gesture recognition memory networks[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2023, 34(2): 180-189.
- [18] Wang HT, Li FB. A text classification method based on LSTM and graph attention network[J]. Connect Sci, 2022, 34(1): 2466-2480.
- [19] Manfred F. LSTM-certainty as early warning signal for critical transitions [J]. Syst Sci Control Eng, 2022, 10(1): 562-571.
- [20] Shumin B, Wenchen Y, Meng Z, et al. Attention-based BiLSTM model for pavement temperature prediction of asphalt pavement in winter[J]. Atmosphere, 2022, 13(9): 1524.

(编辑:薛泽玲)