

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306448

基于表面肌电信号的手指关节角度估计方法*

张娜^{1,2} 张明进^{1,3} 王晓冬⁴ 梁铁^{1,3} 李俊^{1,3} 熊鹏^{1,3} 刘晓光^{1,3}(1. 河北大学河北省数字医疗工程重点实验室 保定 071002; 2. 石药集团中诺药业有限公司 石家庄 050000;
3. 河北大学电子信息工程学院 保定 071002; 4. 河北大学附属医院 保定 071002)

摘要:为了实现智能假手能够自然地模拟人手的连续运动,提出了基于sEMG的DF-ANN模型来估计手指关节角度的方法。该方法引入了通道注意力机制中的SE-Net模块增强了sEMG的相关特征表达,减少sEMG重要特征的损失,有效提高了回归模型的性能,选取10名健康的受试者进行10种不同手势的实验,选择R-Squared(R^2)等回归衡量指标来评估该方法关节角度估计的精度,实验结果显示 R^2 为86.5%。与未引入SE-Net的DF-ANN模型,单独的深度森林和人工神经网络相比, R^2 大约提高了4%。这表明该方法能够有效减小sEMG的关节角度连续解码的误差,能够有助于实现智能假手的柔顺控制。

关键词:表面肌电信号;深度森林;人工神经网络;通道注意力机制;手指关节角度估计

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1

Estimation of finger joint angles based on surface electromyographic signal

Zhang Na^{1,2} Zhang Mingjin^{1,3} Wang Xiaodong⁴ Liang Tie^{1,3} Li Jun^{1,3} Xiong Peng^{1,3} Liu Xiaoguang^{1,3}(1. China Key Laboratory of Digital Medical Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;
2. Stone pharmaceutical Group Zhongnuo Pharmaceutical Co., LTD., Shijiazhuang 050000, China;
3. College of Electronic Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;
4. Affiliated Hospital of Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: In order to achieve an intelligent prosthetic hand that can naturally simulate the continuous motion of a human hand, this paper proposes a DF-ANN model based on sEMG to estimate the finger joint angle. The method introduces the SE-Net module in the channel attention mechanism to enhance the relevant feature expression of sEMG, reduce the loss of essential features of sEMG, and effectively improve the performance of the regression model. 10 healthy subjects were selected for experiments with 10 different hand gestures, and regression measures such as R-Squared (R^2) were chosen to evaluate the accuracy of the method's joint angle estimation. The experimental results showed an R^2 of 86.5%. Compared with the DF-ANN model without introducing SE-Net, the deep forest, and an artificial neural network alone, the R^2 is improved by about 4%. It indicates that the method effectively reduces the error of successive decoding of joint angles of sEMG and can contribute to the supple control of intelligent prosthetic hands.

Keywords: sEMG; deep forest; artificial neural network; channel attention mechanism; finger joint angle estimation

0 引言

表面肌电信号(surface electromyographic signals, sEMG)能在一定程度上反应神经肌肉的活动^[1],应用sEMG实现人机交互成为目前研究的一个热点。手是操

作物体和环境互动的基本工具^[2],完成不同任务的同时,人的抓握往往涉及到手指关节角度的变化,通过使用者能够主动控制手指关节角度的变化,远程控制假手的柔性及灵活性将得到很大的提高^[3]。

近年来,各种技术被应用于手部动作的估计与识别,并通过手部或前臂的传感区域来解释不同的手部动作,

收稿日期: 2023-04-19 Received Date: 2023-04-19

* 基金项目: 国家自然科学基金(62276087)、河北省自然科学基金(2021201002)、河北省教育厅科技计划项目(ZD2020146)资助

其中利用 sEMG 进行手部动作识别的方法研究十分普遍。sEMG 已经被广泛应用于手部运动的识别,并且在智能假手感知系统的帮助下可以促进人机智能交互环境的整合^[4]。国内外的很多研究人员通过不断探索机器学习与深度学习中新颖高效的算法提升 sEMG 识别手部动作的准确率^[5-8]。洪期望等^[6]通过人体的肤色特征结合支持向量机分类器模型,采用了椭圆傅里叶算子算法提取手势区域的轮廓,构成手势的特征向量,对手势图片进行边缘处理,输入到支持向量机分类器中进行分类识别,最终的识别准确率达到 84%,相比于传统神经网络算法,识别准确率有所提高。许留凯等^[7]提取不同手势的 sEMG 的能量核相图,并利用矩阵计数方法将能量核相图处理为灰度图像,输入到卷积神经网络中进行识别,识别准确率高达 96%,解决了基于时域和频域特征提取的 sEMG 信号分类方法识别准确率低且稳定性差的问题。尽管目前探索出了很多识别准确率高手势识别方法,但研究的目的依然只是静态的手部动作的识别,并不涉及到动态手部的连续动作,从而在人机交互方面无法对智能假手进行柔性的连续控制,因此国内外的研究人员将研究方向从静态手势的 sEMG 分类识别任务转向了 sEMG 对手指关节角度的回归预测任务。

回归类型的任务与分类任务有所不同^[9],对 sEMG 的回归分析能够比分类研究更加自由地访问手部的运动^[10]。研究 sEMG 的回归问题,可以估计出手指的屈伸程度,进一步达到对智能假手的连续柔性控制,使智能假手更加灵活、自由地运动^[11]。国内外的研究人员目前也在努力探索更加有效的回归预测方法。Bimbraw 等^[12]通过人体前臂的超声图像结合卷积神经网络的深度学习管道来预测手指的关节角度,通过 6 名不同受试者的不同手部配置的前臂超声图像,获取动作捕捉数据,即各个手指在不同速度下的手部运动对应的手指关节角度,将超声图像输入到卷积神经网络中对手指关节角度进行预测,得到的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 的结果大约为 8.65。该方法虽然能够成功预测关节角度值,但超声图像过于繁琐,图像特征过于复杂,且卷积神经网络预测出的数值不够准确^[13]。Pan 等^[14]提出了一种利用 sEMG 的分类平稳子空间分析、空间状态模型以及线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA) 分类器相结合预测手指关节角度的方法,分类平稳子空间分析可以从原始的肌电信号中提取平稳分量,切换机制包括状态模型与 LDA 分类器,对提取出的平稳分量进行回归预测处理,最终得到的平均估计性能达到 84.3%。该方法所输出的关节角度值与实际关节角度值还存在较大的误差,并且得到的平均估计性能以及稳定性与未来实际的应用所需的指标还存在一定的差距。

为了进一步减小 sEMG 对手指关节角度连续解码的

误差,本文提出了利用改进的深度森林-人工神经网络 (deep forest-artificial neural network, DF-ANN) 的回归模型,通过人体不同手势的 sEMG 预测对应手势的手指关节角度值的方法。本次研究采集了 10 名健康受试者的 sEMG,为了方便计算,提取了信号中均值 (mean absolute value, MAV) 等 7 个信号特征,搭建 DF-ANN 回归模型,向回归模型中加入通道注意力机制中的 SE-Net 模块进行改进,输出预测的手指关节角度,并选取 R-Squared (R^2) 等回归衡量指标对回归模型进行测评。将本文的方法与为引入 SE-Net 模块的 DF-ANN 模型、深度森林 (deep forest, DF)、以及人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 的测评结果进行对比,结果表明,本文所提出的评估方法具有更好的预测效果,对手指关节运动估计的性能最好,利用 sEMG 对手指关节角度进行连续解码的误差最小,具有非常重要的意义。

1 实验方法与回归模型的建立

构造 DF 与人工神经网络相结合的回归模型 (DF-ANN),为了进一步增强 sEMG 的特征表达,加入 SE-Net 对模型进行改进。将特征信号输入到回归模型中训练并验证模型,最终预测出不同手势的 sEMG 相对应的手指关节角度。

1.1 通道注意力机制 (SE-Net)

注意力机制能够硬性选择输入的某些部分或者给输入的不同的部分分配不同的权重,从中筛选出大量重要的信息^[15-16]。SE-Net (squeeze and excitation networks) 是通道注意力机制的一种表现形式^[17],解决不同通道的特征的重要性损失的问题,SE-Net 确保每个通道的信号特性都是同等重要的。SE-Net 会通过网络根据损失学习特征的权重,为每个通道的特征赋一个权重值,提高回归模型的性能。

图 1 为 SE-Net 的结构示意图,输入的是一个 $H \times W \times C$ 的特征变量图,其中 C 为通道数,将特征变量图进行全局平均池化,压缩成一个 $1 \times 1 \times C$ 的特征变量,再通过两个全连接层对压缩后的特征变量进行非线性变换,最后将激励得到的结果与相应通道的输入特征进行相乘,完成在通道维度上对原始特征的重新标定。

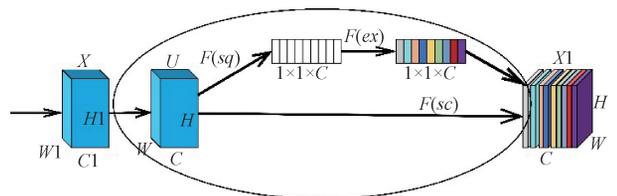


图 1 SE-Net 结构示意图

Fig. 1 SE-Net structure schematic

1.2 深度森林 (DF)

DF 是一种基于决策树的回归模型,是随机森林算法在广度和深度上的集成^[18]。传统的随机森林需要大量的数据集训练,模型过于复杂且超参数太多,不易调节;

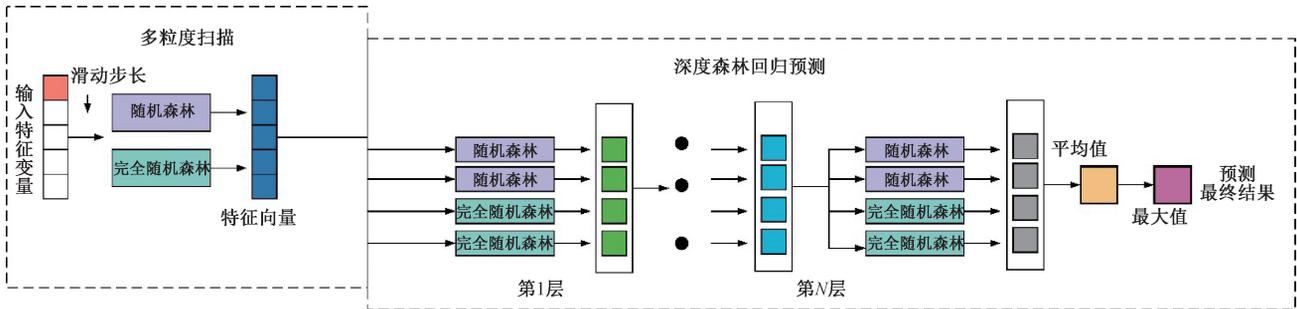


图 2 深度森林的模型结构

Fig. 2 Model structure of deep forest

DF 算法首先要进行多粒度扫描,采用类似滑动窗的方法对输入的特征变量进行处理,得到 DF 回归模型中的输入^[19-20]。DF 模型每一层由多个随机森林组成,选取随机森林和完全随机森林两种结构,每个随机森林包含 1 000 棵决策树,决策树对特征向量的信息进行学习,经过处理后输入到下一层。重复迭代训练,最终输出预测的结果。DF 算法会在每一层训练完成后进行交叉验证,估计模型的性能,若模型的性能没有显著的提高,模型将会停止训练^[20]。

1.3 人工神经网络 (ANN)

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是基于生物学中神经网络的基本原理,模拟人脑的神经系统对复杂信息的处理的一种数学模型^[21]。该模型以并行分布的处理能力、智能化和自主学习等能力为特征,将信息的加工和存储结合在一起,具有自适应学习的能力。ANN 由大量的神经元之间相互联接构成,神经元处理单元可表示不同的对象,处理单元分为:输入单元、输出单元和隐藏单元,信息的表示和处理体现在处理单元的连接关系中,最终输出单元输出信息处理后的结果^[22]。

1.4 DF-ANN 模型的建立

人目前的研究发现仅仅通过深度森林模型所预测的关节角度数值存在较大的误差,因此本文在 DF 的基础上结合 ANN 对输出的结果作进一步的识别处理。为了进一步减小预测的误差,充分利用 sEMG 重要的特征信息,避免信息的缺失,得到更加准确的预测结果,本文引入了 SE-Net 对回归模型进行改进。将 SE-Net 放置在 DF-ANN 模型之前,输入到 DF-ANN 模型的 sEMG 特征变量首先通过 SE-Net 调整相应的权重,使输入模型的单个 sEMG 特征可以调整其占据的权重。将处理后的 sEMG 输入到深度森林模型中进行训练验证,输出的特征向量

而 DF 模型易训练且对超参数的调节不敏感,适用于不同大小的数据集,模型复杂度可以进行自适应伸缩^[19]。DF 的模型结构如图 2 所示。

提供给 ANN 作进一步的处理回归训练,最终得到预测的手指关节角度的数值。综上所述,搭建起了一套 DF-ANN 回归模型来预测手指关节角度,DF-ANN 回归模型的结构示意图如图 3 所示。

在 DF-ANN 模型中,DF 的训练经过其特有的自适应层数构建算法,最终每个模型都是 3 层的随机森林结构,每个随机森林中设有 1 000 棵决策树。本次实验的数据量较大,设计了 10 种不同的手势,为了使 DF-ANN 模型具有更加强大的非线性函数拟合的能力,提高模型的运算性能和效率,ANN 选取 10 个神经元,设置 1 个隐藏层。ANN 的优化器选取自适应优化器 (adaptive moment, Adam), Adam 可以依据训练数据迭代更新网络权重,学习率取 0.001;损失函数采用类间交叉熵函数。本文提出的回归算法主要具有如下优点:

- 1) 搭建 DF 回归模型,减少模型训练验证的数据量,降低运算时间。
- 2) 加入 ANN 网络搭建 DF-ANN 模型。将 sEMG 的特征变量输入到 DF-ANN 模型中进行回归预测。DF 输出的结果输入到 ANN 网络中作进一步处理识别,减小模型预测的误差,提高关节角度估计的性能。
- 3) 引入 SE-Net 模块,减少 sEMG 重要特征的损失,充分利用 sEMG 有效的特征信息,提高回归模型的性能。

2 实验材料与方法

2.1 实验设备与信号采集

Myo 肌电臂带是一种用于采集人体前臂 sEMG 的臂环,由加拿大的 Thalmic 实验室开发。Myo 由 8 个相互连接的电极组成,可以用于 8 个通道采集肌电信号^[23], Myo 示意图如图 4 所示。受试者可以将 Myo 佩戴在前臂上,

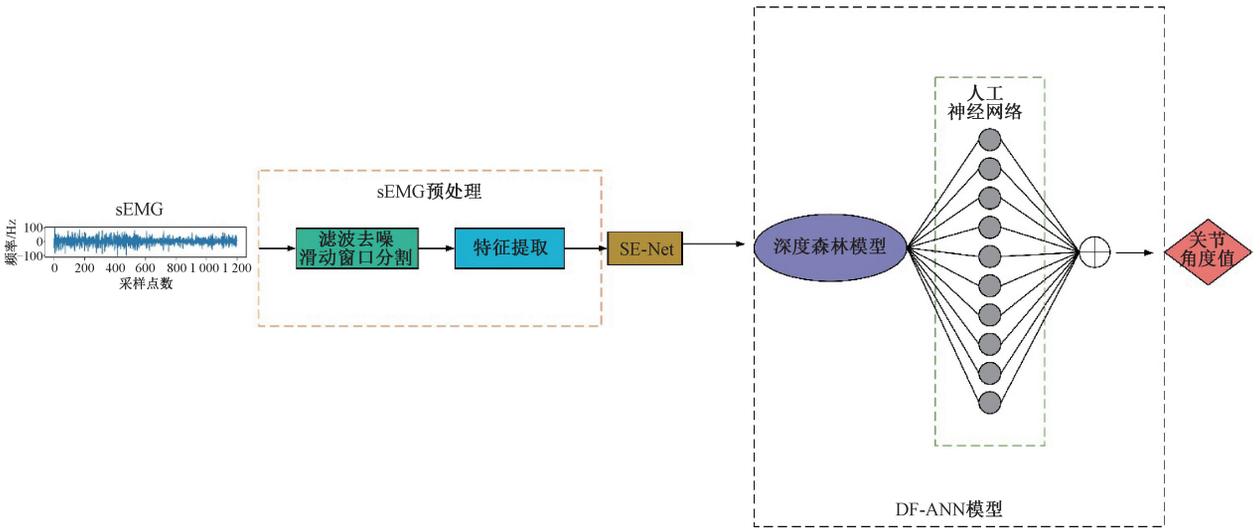


图 3 DF-ANN 模型结构

Fig. 3 Model structure of DF-ANN

随着肌肉进行活动,肌电信号通过蓝牙加密传送至计算机的采集程序中。Myo 肌电臂带是一款低成本、高性能、使用方便的信号采集设备^[24]。



图 4 Myo 肌电臂带

Fig. 4 Myo electromyography armband



图 5 Cyberglove 数据手套
Fig. 5 Cyberglove data glove

Cyberglove 是一款动作捕捉型的数据手套,可以将手和手指的运动转换为实时的关节角度数据,是一款稳定性好且精度高的采集设备^[25]。Cyberglove 一共有 22 个传感器,5 个手指上各有 3 个弯曲度传感器,各个手指之间包含了 4 个外展传感器,另外还包含了测量拇指交叉、手掌弓以及手腕外展的 3 个传感器^[26],Cyberglove 如图 5 所示,图 6 所示为各个传感器的位置。

本次研究选取 10 名健康的受试者(男 5 名,女 5 名,年龄均在 20~30 岁之间),受试者的信息如表 1 所示。所有受试者均被告知实验流程及方案并同意进行本次实验。

表 1 10 名受试者的主要信息

Table 1 Key information for the 10 subjects

受试者 人数	男性与女性 的比例	平均身高/ cm	平均体重/ kg	平均体重系数/ (kg·m ⁻²)
10	1 : 1	170.5±9.56	60.15±3.12	21.47±3.27

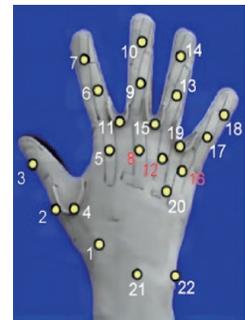


图 6 Cyberglove 传感器的位置
Fig. 6 Cyberglove sensors location

本实验的一个难点与创新点在于同时采集同一个手势动作的 sEMG 与对应的手指关节角度值。Myo 肌电臂带与 Cyberglove 数据手套都是基于 Kreas 与 Tensorflow 的程序进行信号的采集。将 sEMG 与手指关节角度的采集程序相结合,并且将二者的采集程序调整为同一个环境,

使两个数据的采集同时进行并同时终止。受试者在右手前臂佩戴 Myo 肌电臂带,右手佩戴 Cyberglove,如图 7 所示。



图 7 Myo 肌电臂带与 Cyberglove 佩戴位置

Fig. 7 Myo EMG armband with Cyberglove wearing position

本次实验设计了 10 种不同的手势:握拳、一、二、OK、张手、点赞、六、向上、向下和八,如图 8 所示。在正式进行实验之前,受试者会先进行相应的手势的培训练习^[27],受试者会被告知在实验测试之前不应做剧烈的运动,以免采集信号过程中会产生肌肉疲劳的影响;信号采集之前,受试者将手臂伸直并垂直于地面,首先剔除受试者采集部位的皮肤汗毛,使用酒精棉擦拭皮肤的表面,去除有影响的油脂和死皮^[28-29],确保受试者的皮肤与电极之间的良好接触,保证所采集到的 sEMG 数据的纯净度,获取肌肉活动的有效信息^[30];在采集过程中,受试者被要求重复每个手势 10 次,Myo 肌电臂带的采样频率为 200 Hz,每个动作记录 6 s,共 1 200 个采样点;Cyberglove 的采集程设置为每秒采集 200 个采样点;每采集完一个手势后,受试者有 5 s 的时间进行手部和前臂肌肉的放松,缓解肌肉疲劳,避免肌肉疲劳对采集信号的影响^[31]。

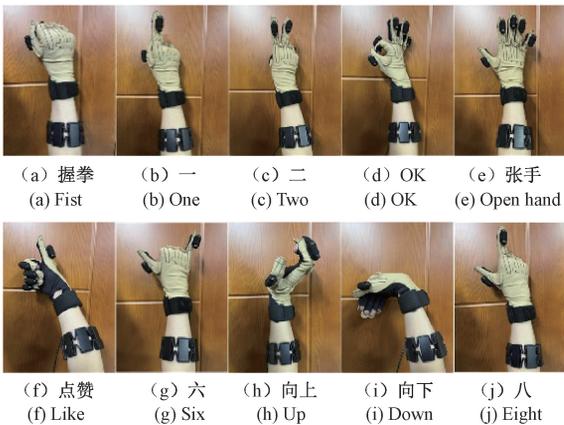


图 8 10 种不同的手势

Fig. 8 10 Different hand gestures

2.2 sEMG 预处理

1) sEMG 去噪处理

SEMG 的有效信息在 20~200 Hz 之间^[32]。在信号采集过程中,会受到 50 Hz 工频信号的干扰以及低于 20 Hz 低频信号的干扰,因此选择巴特沃斯高通滤波器和带通滤波器对 sEMG 进行滤波去噪的处理^[33]。巴特沃斯高通滤波器滤除 20 Hz 以下的低频噪声,带通滤波器滤除 50 Hz 的工频噪声^[34],图 9 所示滤波前后的 sEMG 信号频谱图。

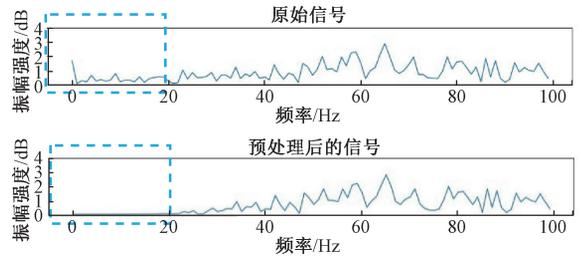


图 9 滤波前后的 sEMG 信号频谱图

Fig. 9 sEMG spectrum before and after filtering

2) 滑动窗口数据分割

本次实验采用滑动窗口分割的方法对 sEMG 进行数据切割,获取几个 sEMG 的子数据段,进而对数据特征进行计算与分析,以一个样本的滑动步长对信号特征进行提取,确保信号的连续性^[35]。重叠窗口个数的计算公式如式(1)所示。

$$W = \frac{n - k}{s} + 1 \tag{1}$$

其中, W 为窗口个数, n 为采样点的个数, k 为窗口大小, s 为滑动步长。滑动窗口的大小和滑动步长分别取 200 和 100,图 10 所示为滑动窗口分割的示意图。

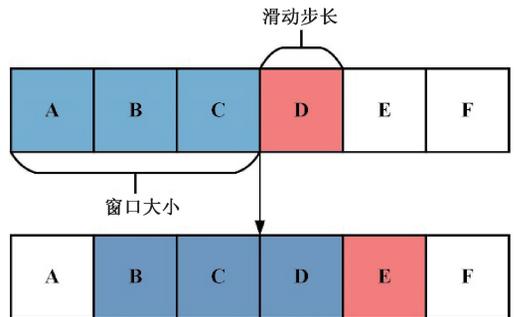


图 10 滑动窗口示意图

Fig. 10 Sliding window diagram

2.3 信号特征提取

由于 sEMG 本身无法提供太多有价值的信息来表征肌肉活动,需要从 sEMG 信号中选取一些合适的特征来有效地表示 sEMG 的信息观测^[36],特征提取成为了模式

识别的不可或缺的环节^[37]。主要的特征类型包括时域、频域和时频域,特征提取减少了样本的数量,减小了计算时间,提高了性能^[38-39]。

采用滑动时间窗的方法切割数据,进行信号特征提取。提取平均绝对值(mean absolute value, MAV)、均方根(root mean square, RMS)、过零(zero centered, ZC)、波形长度(waveform length, WL)、坡度变化(slope slope change, SSC)、差值绝对标准差(difference absolute standard deviation, DASDV)以及积分肌电值(integral electromyography, IEMG)这 7 个信号特征^[38]。特征可以用式(2)~(8)描述。

$$MAV(h) = \frac{1}{N} \sum_{i=h-N+1}^h |emg_i| \quad (2)$$

$$RMS(h) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N emg_i^2} \quad (3)$$

$$ZC(h) = \sum_{i=h-N+2}^h \text{sgn}(-emg_i emg_{i-1}) \quad (4)$$

$$WL(h) = \sum_{i=h-N+2}^h |emg_{i+1} - emg_i| \quad (5)$$

$$SSC(h) = \sum_{i=h-N+3}^h \text{sgn}[-(emg_i - emg_{i-1})(emg_{i-1} - emg_{i-2})] \quad (6)$$

$$DASDV(h) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=h-N+2}^h (emg_{i-1} - emg_i)^2} \quad (7)$$

$$IEMG(h) = \sum_{i=1}^N |emg_i| \quad (8)$$

3 实验结果与分析

为了测试本文所提出的回归方法的有效性,基于表 1 中的 10 名健康受试者的数据进行实验测评。实验数据中的 80% 用于训练模型,余下的 20% 数据用于测试和预测实验结果。将不同手势的 sEMG 滤波去噪、滑动窗口分割数据后,提取 sEMG 的 MAV、RMS、ZC、WL、SSC、DASDV 以及 IEMG 这 7 个特征;将 sEMG 的特征向量输入到搭建好的 DF-ANN 模型中进行手指关节角度的预测。为了进一步验证本文所提出的方法的有效性,选取均方根误差(RMSE)和 R-Squared(R^2)作为衡量回归模型的指标,对模型进行测评,RMSE 与 R^2 的公式如式(9)与(10)所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - y_{i0})^2} \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_{i0} - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_{i1} - y_i)^2} \quad (10)$$

其中, m 为样本数, y_i 为真实数据, y_{i0} 为预测数据,

y_{i1} 为真实数据的平均值。将本文的回归算法与未引入 SE-Net 模块的 DF-ANN 模型、单独的 DF 模型与 ANN 网络的测评结果进行对比,证明本文提出的 DF-ANN 模型回归算法的有效性以及 SE-Net 模块对回归模型性能的提高。实验测评流程图如图 11 所示。

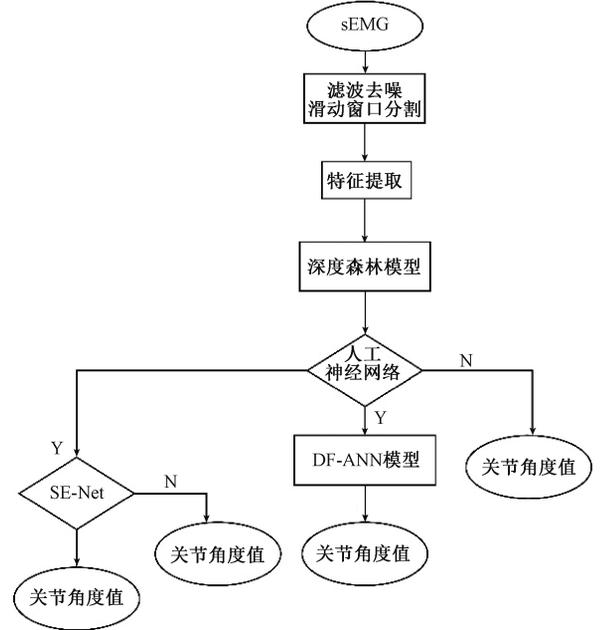


图 11 实验测评流程

Fig. 11 Flow chart of experiment evaluation

手指关节角度一共预测 22 个通道的数据,本文从预测的 22 个通道中随机选取 5 个通道的关节角度数据,利用改进的 DF-ANN 回归模型输出预测的关节角度曲线图,分别为第 1 通道、第 5 通道、第 10 通道、第 15 通道以及第 20 通道,曲线图如图 12 所示。

从图 12 中可以看到预测的手指关节角度值与真实值之间的一致性,每个曲线图包含 250 个采样点。模型预测的关节角度值接近于真实的数值,由于采集信号的环境等因素的影响,真实角度值与预测角度值之间还存在一定的误差,本文的方法进一步缩小了对于不同手势的手指关节角度连续解码的误差。从图中可以清晰地看出,本文提出的方法可以从人体前臂的 8 个通道的 sEMG 精确地解码实际的手指关节角度。由于不同的手势所涉及到的手部的关节不同,因此预测出的每个通道的关节角度的真实值与预测值的误差也各不相同。为了进一步衡量模型的性能,将预处理和特征提取后的 sEMG 输入到回归模型中,计算得到模型的 RMSE 与 R^2 的数值,10 名健康的受试者的实验数据通过不同的回归模型所得到的 RMSE 与 R^2 的平均值如图 13 所示。

回归衡量指标 RMSE 的值越小,代表回归模型的性能越好;相反, R^2 的值越大,回归模型的性能越好。从

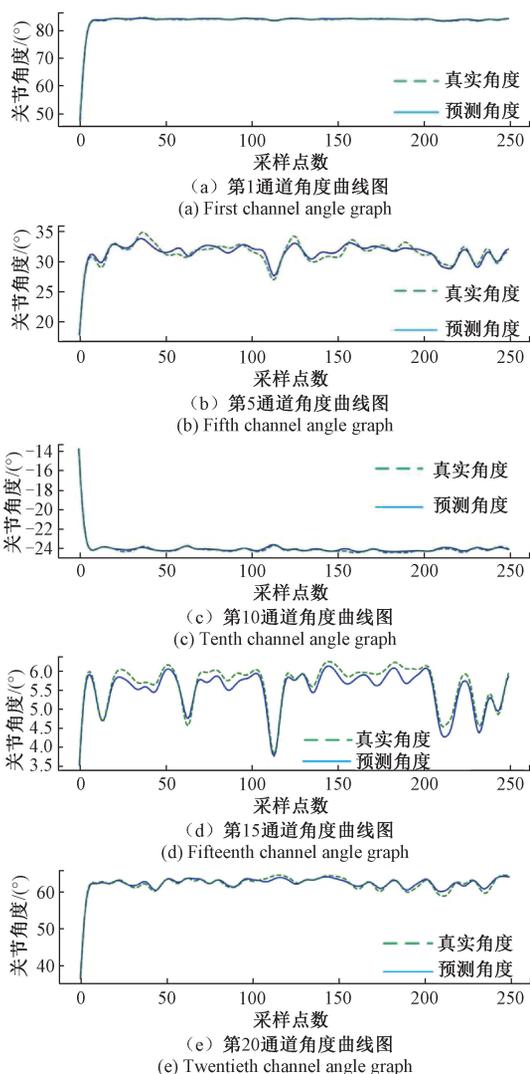
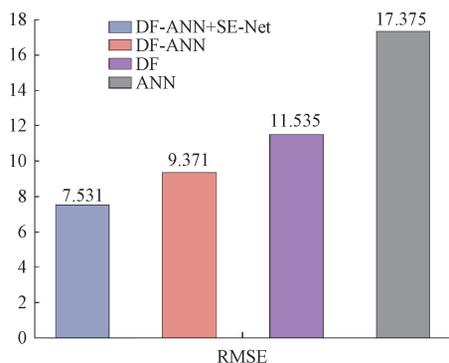
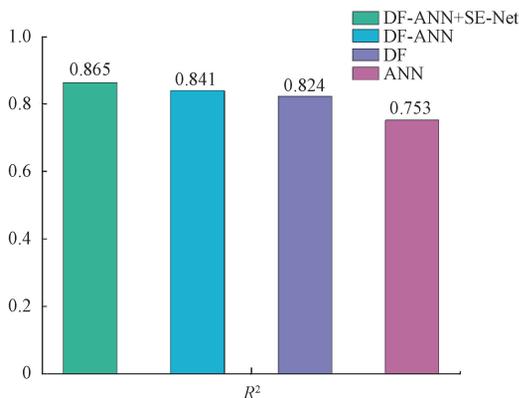


图 12 预测关节角度曲线图

Fig. 12 Predicted joint angle graph



(a) 平均RMSE值



(b) 平均R²值

图 13 10 名受试者在不同模型下的平均衡量指标
Fig. 13 Average measurements of 10 subjects under different models

图 13 中的数据可以看出,本文提出的改进的 DF-ANN 模型的 RMSE 结果比其他的对比模型的结果要小很多, RMSE 值达到了 7.531; R^2 的结果也比其他对比模型的结果要大,达到了 0.865,因此改进后的 DF-ANN 回归模型的性能更好。由图中的对比数据结果可以得到,本次研究所提出的回归方法在 RMSE 的运算结果上相较于其他的对比模型,大约降低了 4,在 R^2 的运算结果上大约提升了 4%,由此可以得出 DF-ANN 模型中深度森林处理过的信号的特征向量再经过 ANN 网络进一步处理识别后,能够缩小对手指关节角度预测的误差,能够使模型比单独的深度森林预测的数值更加精准;引入的 SE-Net 模块对于提升模型的性能起到了一定的作用,避免了在模型运算过程中信号重要特征信息的缺失,充分利用了 sEMG 中重要的特征信息,有效地捕获了模型局部跨通道的交互信息,提高了模型回归预测的准确性。

目前国内外的研究人员也探索出了许多已经发表的新的回归预测算法用于连续解码人体不同手部运动的手指关节角度数据,将本文所提出的方法与近几年发表的新的预测方法在本次实验所采集的同一数据集下进行测评对比,其中包括:采用流行学习(manifold learning)与长短时记忆网络(long short term memory, LSTM)相结合、多重延时特征(multiple time delayed feature)与 DF 相结合以及超声图像与卷积神经网络(convolution neural network, CNN)相结合的 3 种新颖的回归预测方法,实验结果对比图如图 14 所示。从图中的实验结果可以看出,本文所提出的回归预测方法优于其他的算法,模型的性能更好,预测结果更加准确稳定,连续解码的误差更小。

10 名健康的受试者的 sEMG 特征变量分别输入到 DF-ANN 模型与对比模型中进行方法的测评,运算得到的衡量指标 RMSE 与 R^2 的值如表 2 和 3 所示。

10 名健康受试者的 RMSE 与 R^2 结果各不相同,这和每个人自身的条件以及采集信号的环境等因素有关。从表中数据可以看出,本文提出的回归方法的性能更好, RMSE 值最小可以达到 6.465,最高也仅有 11.463;而 R^2

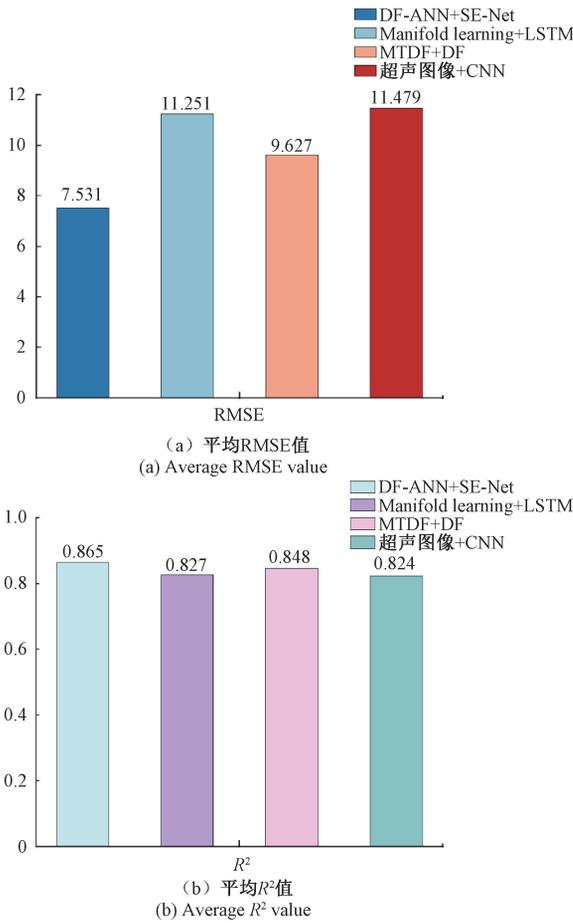


图 14 不同对比模型下的平均衡量指标
Fig. 14 Average measurements under different comparison models

值最高可以达到 0.871,最小也达到 0.824。由此可以得出,本文所提出的综合回归方法对单独的受试者的实验数据依然适用,并且可以达到很好的预测效果,该方法具有很强的个体适应性,也从侧面验证了该模型具有较强的鲁棒性,进一步说明了改进的 DF-ANN 回归模型能够以最好的性能跟踪实际的关节运动。

表 2 10 名健康受试者在不同模型下的 RMSE 值
Table 2 RMSE values in 10 healthy subjects under different models

受试者	DF-ANN+SE-Net	DF-ANN	DF	ANN
1	7.524	10.547	11.535	17.476
2	9.525	11.653	13.467	20.581
3	7.134	9.384	11.485	18.572
4	6.976	8.965	10.957	17.954
5	6.465	8.742	11.537	18.145
6	11.463	13.675	15.642	23.325
7	7.054	9.745	11.894	19.572
8	7.523	9.371	12.745	18.742
9	10.679	12.476	13.742	20.461
10	7.325	9.041	11.245	17.371

表 3 10 名健康受试者在不同模型下的 R² 值
Table 3 R² values in 10 healthy subjects under different models

受试者	DF-ANN+SE-Net	DF-ANN	DF	ANN
1	0.854	0.831	0.823	0.754
2	0.832	0.815	0.795	0.724
3	0.861	0.845	0.821	0.753
4	0.865	0.843	0.826	0.757
5	0.871	0.851	0.826	0.761
6	0.824	0.808	0.784	0.704
7	0.863	0.840	0.821	0.749
8	0.858	0.834	0.805	0.746
9	0.834	0.811	0.794	0.713
10	0.862	0.842	0.824	0.757

4 结 论

随着人机交互技术的日益成熟,使用 sEMG 控制智能假手成为可能。而目前对于手指关节角度的连续解码依然存在较大的误差,因此本文提出了改进的 DF-ANN 回归模型的方法预测不同手势的手指关节角度。搭建了深度森林回归模型,结合了 ANN 网络做进一步的处理识别,从深度森林模型输出的特征向量输入到 ANN 中作进一步的处理识别,能够减小深度森林模型预测角度的误差,使模型的回归预测更加稳定;引入了 SE-Net 模块对 DF-ANN 回归模型进行改进,避免了运算过程中特征信息的缺失,保留了每个通道的 sEMG 的重要特征,充分利用了每个通道的 sEMG 特征的表达,提升了模型的性能和鲁棒性,进一步减小了回归预测的误差。

在后续的研究中,研究人员可以使用更加精准的采集设备同时采集人体的 sEMG 和关节角度信号,本文所使用两种不同的设备同步采集信号的过程中依然存在一定的角度偏差,在未来的人机交互实际应用中,需要更加精细的设备捕捉 sEMG 和关节角度数据;探究其他回归模型相结合的方法,改善模型结构,并进一步提取更加重要的 sEMG 特征信息,减小手指关节角度连续解码的误差。

参考文献

[1] AVIAN C, PRAKOSA S W, FAISAL M, et al. Estimating finger joint angles on surface EMG using manifold learning and long short-term memory with attention mechanism [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 71: 103099.

[2] FAJARDO J M, GOMEZ O, PRIETO F. EMG hand gesture classification using handcrafted and deep features [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 63.

[3] HASSAN H F, ABOU-LOUKH S J, IBRAHEEM I K.

- Teleoperated robotic arm movement using electromyography signal with wearable myo armband[J]. Journal of King Saud University, 2019, 32(6):378-387.
- [4] 张昌凡,刘佳峰,何静,等. 基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(11):61-67.
- ZHANG CH F, LIU J F, HE J, et al. Bearing fault diagnosis based on improved convolutional bidirectional gated recurrent network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(11):61-67.
- [5] JARQUE-BOU N J, VERGARA M, SANCHO-BRU J L, et al. A calibrated database of kinematics and EMG of the forearm and hand during activities of daily living[J]. Scientific Data, 2019, 6(1): 270.
- [6] 洪期望,李捍东. 基于支持向量机的手势识别研究[J]. 微处理机, 2022,43(2):47-50.
- HONG Q W, LI H D. Research on gesture recognition based on support vector machine [J]. Microprocessor, 2022,43(2):47-50.
- [7] XU L, YANG G, CHU J, et al. Gesture recognition using dual-stream CNN based on fusion of sEMG energy kernel phase portrait and IMU amplitude image [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 73:103364.
- [8] 许留凯,张克勤,徐兆红,等. 基于表面肌电信号能量核相图的卷积神经网络人体手势识别算法[J]. 生物医学工程学杂志, 2021,38(4):621-629.
- XU L K, ZHANG K Q, XU ZH H, et al. Convolutional neural network human gesture recognition algorithm based on energy kernel phase diagram of surface EMG signals[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38 (4): 621-629.
- [9] 戚荣志,丁力. 绳驱动空中机械臂的自适应分数阶终端滑模控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(6):206-213.
- QI R ZH, DING L. Adaptive fractional-order terminal sliding mode control of rope-driven aerial robotic arm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(6):206-213.
- [10] BATAYNEH W, ABDULHAY E, ALOTHMAN M. Prediction of the performance of artificial neural networks in mapping sEMG to finger joint angles via signal pre-investigation techniques [J]. Heliyon, 2020, 6(4): e03669.
- [11] XI X, JIANG W, HUA X, et al. Simultaneous and continuous estimation of joint angles based on surface electromyography state-space model [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(6): 8089-8099.
- [12] BIMBRAW K, NYCZ C J, SCHUELER M, et al. Simultaneous estimation of hand configurations and finger joint angles using forearm ultrasound [J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2023, 5(1): 120-132.
- [13] TOPALOVIĆ I, GRAOVAC S, POPOVIĆ D B. EMG map image processing for recognition of fingers movement [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2019, 49: 102364.
- [14] PAN L, ZHANG D, LIU J, et al. Continuous estimation of finger joint angles under different static wrist motions from surface EMG signals [J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2014, 14:265-271.
- [15] 胡宗承,周亚同,史宝军,等. 结合注意力机制与特征融合的静态手势识别算法 [J]. 计算机工程, 2022, 48(4):240-246.
- HU Z CH, ZHOU Y T, SHI B J, et al. A static gesture recognition algorithm combining attention mechanism and feature fusion[J]. Computer Engineering, 2022, 48(4): 240-246.
- [16] 梁继然,陈壮,董国军,等. 结合注意力机制和密集连接网络的车辆检测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(3):210-216.
- LIANG J R, CHEN ZH, DONG G J, et al. A vehicle detection method combining attention mechanism and densely connected network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (3): 210-216.
- [17] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECANet: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Virtual, USA, 2020: 11531-11539.
- [18] 王海,陶庆,苏娜,等. 采用表面肌电信号的手指关节角度精确感知方法 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(8):160-167.
- WANG H, TAO Q, SU N, et al. Accurate finger joint angle sensing method using surface electromyographic signals [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(8):160-167.
- [19] ALENABI T, JACKSON M, TÉTREAULT P, et al. Electromyographic activity in the immobilized shoulder musculature during ipsilateral elbow, wrist, and finger movements while wearing a shoulder orthosis [J]. Shoulder Elbow Surg, 2013, 22(10):1400-1407.
- [20] BATAYNEH W, ABDULHAY E, ALOTHMAN M.

- Comparing the efficiency of artificial neural networks in sEMG-based simultaneous and continuous estimation of hand kinematics [J]. *Digital Communications and Networks*, 2022, 8(2): 162-173.
- [21] HU X, SONG A, WANG J, et al. Finger movement recognition via high-density electromyography of intrinsic and extrinsic hand muscles [J]. *Scientific Data*, 2022, 9(1): 373.
- [22] AUNG Y M, AL-JUMAILY A. Estimation of upper limb joint angle using surface EMG signal [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2013, 10(10): 369.
- [23] TEPE C, ERDIM M. Classification of surface electromyography and gyroscopic signals of finger gestures acquired by Myo armband using machine learning methods [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 75: 103588.
- [24] TAVAKOLI M, BENUSSI C, LOPES P A, et al. Robust hand gesture recognition with a double channel surface EMG wearable armband and SVM classifier [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, 46(SEP.): 121-130.
- [25] MVA A, JCC A, IFM B, et al. EMG-driven hand model based on the classification of individual finger movements-ScienceDirect [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 58: 101834.
- [26] WEN F, ZHANG Z, HE T, et al. AI enabled sign language recognition and VR space bidirectional communication using triboelectric smart glove [J]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 5378.
- [27] LIU Y, JIANG D, DUAN H, et al. Dynamic gesture recognition algorithm based on 3D convolutional neural network [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 2021(12): 1-12.
- [28] KONG F, DENG J, FAN Z. Gesture recognition system based on ultrasonic FMCW and ConvLSTM model [J]. *Measurement*, 2022, 190: 110743.
- [29] KARNAM N K, DUBEY S R, TURLAPATY A C, et al. EMGHandNet: A hybrid CNN and Bi-LSTM architecture for hand activity classification using surface EMG signals [J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2022, 42(1): 325-340.
- [30] HAI W, QING T, NA S, et al. Simultaneous estimation of hand joints' angles toward sEMG-driven human-robot interaction [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 109385-109394.
- [31] BOSE S R, KUMAR V S. In-situ recognition of hand gesture via enhanced Xception based single-stage deep convolutional neural network [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 193: 116427.
- [32] LEE H, KIM D, PARK Y L. Explainable deep learning model for EMG-based finger angle estimation using attention [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2022, 30: 1877-1886.
- [33] PENG Y, LEE H, SHU T, et al. Exploring biological motion perception in two-stream convolutional neural networks [J]. *Vision Research*, 2021, 178: 28-40.
- [34] AVIAN C, PRAKOSA S W, FAISAL M, et al. Estimating finger joint angles on surface EMG using manifold learning and long short-term memory with attention mechanism [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 71: 103099.
- [35] MATOS A, ADO T, MAGALHES L, et al. A myographic-based HCI solution proposal for upper limb amputees [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 100: 2-13.
- [36] 陈瑶, 张云伟, 雷金辉, 等. 基于视觉的四足动物骨架及行走步态特征提取方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(2): 68-77.
- CHEN Y, ZHANG Y W, LEI J H, et al. A vision-based method for extracting skeleton and walking gait features of tetrapods [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(2): 68-77.
- [37] CHEN Y, YU S, MA K, et al. A continuous estimation model of upper limb joint angles by using surface electromyography and deep learning method [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 174940-174950.
- [38] PALLOTTI A, ORENGO G, SAGGIO G. Measurements comparison of finger joint angles in hand postures between an sEMG armband and a sensory glove [J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2021(2): 41.
- [39] XIAO F, WANG Y, GAO Y, et al. Continuous estimation of joint angle from electromyography using multiple time-delayed features and random forests [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, 39: 303-311.

作者简介



张娜, 2013年于郑州大学获得学士学位, 现为石家庄石药集团中诺药业有限公司高级工程师, 主要研究方向为电子电路、信息与通信、机电一体化等。

E-mail: 897657634@qq.com

Zhang Na received her B. Sc. degree from Zhengzhou University in 2013 and is now a senior engineer of Shijiazhuang Shiyao Group Zhongnuo Pharmaceutical Co., LTD. Her research interests include electronic circuits, information and communication, mechatronics, etc.



张明进, 2020 年于河北工业大学城市学院获得学士学位, 现为河北大学硕士研究生, 主要研究方向为生物信号处理和人工智能交互。

E-mail: zhangmingjin@stumail.hbu.edu.cn

Zhang Mingjin received his B. Sc. degree from City College of Hebei University of Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Hebei University. His main research interests include biosignal processing and human-

computer intelligent interaction.



刘晓光(通信作者), 2008 年于河北科技大学获得学士学位, 2014 年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位, 现为河北大学副教授与博士后研究员, 主要研究方向为生物信号处理和辅助康复机器人。

E-mail: lxg_hbu@163.com

Liu Xiaoguang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei University of Science and Technology in 2008 and his Ph. D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2014. He is now an associate professor and postdoctoral researcher at Hebei University. His main research interests include biological signal processing and assisted rehabilitation robots.