

采用表面肌电信号的手指关节角度精确感知方法

王海¹, 陶庆¹, 苏娜², 张小栋³, 张天乐¹

(1. 新疆大学机械工程学院, 830047, 乌鲁木齐; 2. 新疆医科大学第一附属医院, 830054, 乌鲁木齐;
3. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对目前采用肌电信号的手指关节角度连续解码误差较大, 导致肌电假肢手运动效果较差的情况, 提出了一种应用表面肌电信号、深度回归森林模型和人工神经网络相结合的手指关节角度连续精确感知方法。首先, 应用基于滑动时间窗的特征提取器从前臂8个通道的肌电信号中各提取7种肌电信号特征(肌电信号的平均绝对值、积分肌电值、均方根、波形长度、对数特征、过零点数、斜率符号变化数), 输入深度森林回归模型得到具有较大波动的掌指关节估计角度; 然后, 采用人工神经网络对这些掌指关节估计角度进行优化, 以创建一种深度森林回归模型与人工神经网络相结合的综合回归模型; 最后, 利用该综合回归模型对采集到的表面肌电信号进行连续精确解码, 得到肌电假手掌指关节角度控制量, 其余手指关节角度可通过比例控制得到。采用所提方法进行实验验证, 结果表明: 所提方法的平均轨迹跟踪精度比传统高斯过程方法提高了42%, 达到82.12%, 证明所提方法对基于肌电信号的手指关节角度估计具有非常优良的效果。

关键词: 深度森林; 人工神经网络; 肌电信号; 手指关节角度; 角度估计

中图分类号: TP412 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202208017 **文章编号:** 0253-987X(2022)08-0160-08



OSID 码

Method for Accurate Sensing of Finger Joint Angles Using Surface Electromyography Signals

WANG Hai¹, TAO Qing¹, SU Na², ZHANG Xiaodong³, ZHANG Tianle¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China;
2. The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China;
3. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To tackle the problem of poor movement of EMG-controlled prosthetic hand resulting from large continuous decoding errors of finger joint angles, this paper proposes a continuous and accurate sensing method that combines the deep regression forest model and artificial neural network based on EMG signals. Firstly, the feature extractor based on sliding time window is used to extract 7 kinds of EMG features (mean absolute value, integral EMG value, root mean square, waveform length, logarithmic feature, zero crossing points and slope symbol change) from the EMG signals of 8 channels of the forearm. These features are then input into the deep forest regression model to obtain the estimated angles of metacarpophalangeal joints with large fluctuation; then, the artificial neural network is used to optimize these estimated angles of metacarpophalangeal joints, so as to create a comprehensive regression model combining the deep forest regression model and artificial neural network; finally, the comprehensive regression model

收稿日期: 2022-03-07。 作者简介: 王海(1996—),男,硕士生;陶庆(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51865056);自治区区域协同创新专项(科技援疆计划)资助项目(2020E0259)。

网络出版时间: 2022-05-13

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20220511.1824.004.html>

is used to continuously and accurately decode the collected surface EMG signals to obtain the control quantities of finger joint angles of the prosthetic hand, and other finger joint angles were obtained through proportional control. The experimental results show that the average trajectory tracking accuracy of the proposed method is 42% higher than that of the traditional Gaussian process method, reaching 82.12%. This proves that the proposed method can achieve excellent effects on finger joint angle estimation based on EMG signals.

Keywords: deep forest; artificial neural network; electromyography signal; finger joint angle; angle estimation

肌电信号意图感知技术的发展为高性能机电假手的发展提供了可能,这无疑截手残疾人的福音^[1]。1948年,Reiter成功研制了世界上首个肌电控制假肢原型系统^[2]。目前大多数机电假手的控制主要是在对固定的几种动作的识别上。胡旭晖等使用人工神经网络进行了8种手部动作分类,提出了一种网络空间搜索算法,大大提高了训练速度及预测精度^[3]。赵诗琪等提出了一种基于Fisher Score特征降维方法结合机器学习的新模型,用于识别4种手动动作^[4]。Yamanoi等构建了卷积神经网络来应用具有长时间识别鲁棒性的算法模型,从而解决机电假手需要经常进行调试的现状^[5]。席旭刚等通过对肌电复杂度和平均功率,实现机电假手离散动作以及运动速度控制^[6]。隋修武等通过PSO-SVM对离散手部动作进行了分类,并引入了滑觉控制^[7]。Ulysse等通过迁移学习实现以更少的数据量进行机器学习算法训练过程^[8]。Yong等通过创新构建的加入注意力机制的卷积-循环神经网络实现了优良的手势解码^[9]。但只通过分类算法进行的手势识别会遇到随着动作数目的增多而导致的识别正确率的快速下滑^[10]。

目前国内外已经有学者在基于肌电信号的动作连续性解码上取得了一定的成果。Zhang等使用稀疏高斯过程进行前臂8块肌肉的肌电信号与手指5个掌指关节角度的映射,其在线运动相关系数可达0.91^[11]。Chen等通过将长短期神经记忆网络进行空间上的叠加实现了对于上肢关节连续动作角度的精准识别^[12]。Chen等通过高密度的肌电信号采集设备提取相应的运动神经元动作电位,从而为高性能的智能义肢控制提供可靠的信号来源^[13-14]。Ameri等首次应用卷积神经网络在手腕运动肌电信号实时解码中,并达到0.99的决定性系数^[15]。Lin等通过稀疏性非负矩阵分解实现手部运动的连续实时控制^[16]。Ameri等通过回归卷积神经网络实现了对上肢运动的连续在线识别^[17]。Nielsen等^[18-19]

分别独立开展了基于镜像对称训练的同步比例控制实验,实现了对腕关节力矩和角度的同步比例控制。Ngeo等通过使用肌肉激活度模型并将得到的8个通道的肌肉激活度输入人工神经网络或者是使用高斯过程进行求解可以得到较好的效果,其相关系数可达到0.71、0.84^[20]。Celadon等利用高密度电极,采用最大自主收缩力(MVC)建立肌电信号和手指关节角度的比例变化映射关系,具体采用的算法是共空间模式算法和线性差别分析算法,最终的效果两种算法都可以实现在线控制均方误差小于3.6%^[21]。Michele等采用高斯过程的方法通过将上一时刻解码角度和这一时刻的肌电肌音信号输入得到此刻的解码的手指关节角度,皮尔逊相关系数在0.6左右^[22]。Bao等提出了CNN-LSTM混合模型进行手腕的角度连续解码^[23]。Koch等通过循环神经网络实现了对于手部动作的回归解码^[24]。

为解决基于肌电信号的手指关节角度连续解码的问题,拟通过开展手指关节角度与肌电信号同步采集实验,获取有对应角度标签的肌电数据。与此同时,针对实验数据处理中,7个深度回归森林模型获得的输出曲线都存在着不同程度的抖动问题,拟将其再输入到人工神经网络中进行滤波、识别处理,以期提高整体模型的回归效果。

1 手指关节角度连续精确解码模型

1.1 深度森林回归器的工作原理

深度森林是传统随机森林算法在广度和深度上的一种集成,该算法具有3点深度神经网络不具备的优点:①可以由不同大小规模的训练数据进行训练,其结构深度可以根据训练数据的规模进行自主调整;②不需要进行超参数的设置,可以在数据集上通过最小化训练误差进行自动设定;③深度森林的算法结构具有更强的可解释性,因为其来源于经典的决策树模型^[25]。

深度森林算法的流程是首先进行多粒度扫描,

这一过程有点类似滑动时间窗,主要目的是提取尽可能多的时域信息作为特征,这一方案可以充分考虑到肌电信号的时序关系。深度森林的算法结构主要特点是将上一层的输入和这一层的输出作为下一层的输入向量。其中深度森林的每一层都由数量相等的随机森林和完全随机森林组成。算法会在构建好的新一层训练好之后进行交叉验证方法验证估计模型性能,如果没有显著的性能提高,则会自动停止构建新一层,即算法训练结束。

1.2 深度回归森林模型构建及其特征提取

在模型构建中,采用了一种新颖的思路,就是将上一时刻经过回归模型计算得到的角度以及上一时刻的肌电信号处理得到的8个通道的总共8个特征值,连同这一时刻的肌电信号处理得到的8个特征值,组成一个大小为17的向量,同步输入到深度森林算法里进行学习训练,训练得到7个基于不同肌电特征的深度森林回归器,并取得了优异的表现。相关的特征计算公式如下。

平均绝对值 T_{MAV} 为

$$T_{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (1)$$

式中: N 为采样点数; x_i 为肌电信号值。

过零点值 T_{ZC} 为

$$T_{ZC} = \sum_{i=1}^{N-1} \text{sgn}(-x_i x_{i+1}) \quad (2)$$

积分肌电值 T_i 为

$$T_i = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (3)$$

均方根 T_{RMS} 为

$$T_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4)$$

波形长度 T_{WL} 为

$$T_{WL} = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (5)$$

肌电信号对数值 T_{LOG} 为

$$T_{LOG} = \exp\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(|x_i|)\right] \quad (6)$$

肌电信号斜率正负变化数 T_{SSC} 为

$$T_{SSC} = \sum_{i=2}^N f[(x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1})] \quad (7)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq V_{th} \\ 0, & x < V_{th} \end{cases} \quad (8)$$

式中: V_{th} 为设置的阈值。

1.3 人工神经网络参数选择及其模式分类

实验发现直接通过深度回归森林模型所计算得到的解码角度曲线还存在一定的抖动。结合已经选择的7种特征值所训练出的回归模型,进一步应用人工神经网络进行输出结果的滤波、识别处理。根据神经网络结构设计经验公式 $n_h = \sqrt{n_i + n_o} + \alpha$,其中 n_h 代表隐藏层神经元数量, n_i 代表输入层神经元数量, n_o 代表输出层神经元数量, α 为1~10的常数因子,可得隐藏层的神经元数量为4~13。因为本实验的数据量较大,为了使模型具有更加强大的非线性函数拟合能力,本研究选择了13个隐藏层神经元数量,且为了提高模型的计算性能,选择设置一层隐藏层。

1.4 综合回归模型的创建

基于以上分析研究,本文构建了一种结合深度回归森林算法和人工神经网络的综合回归模型,用于手指关节角度肌电信号连续解码,如图1所示。从8个肌电通道采集的信号首先经过梳状滤波器进行去噪处理,再通过特征提取器经过有50%重叠窗的时间窗计算获得8个通道的各一个肌电特征值,将初始角度值结合上一时刻的8个肌电通道的特征

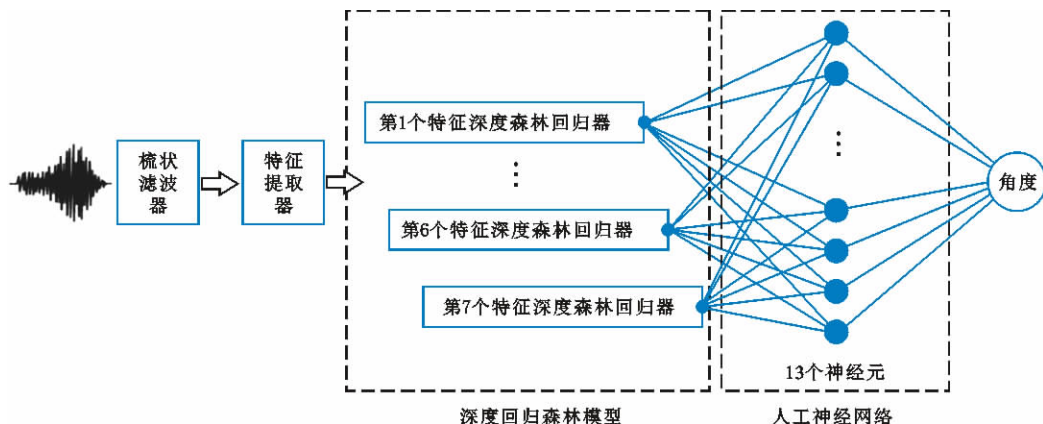


图1 综合回归解码模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of comprehensive regression decoding model

值与这一时刻 8 个特征值形成一个大小为 17 的输入向量,输入 7 个对应不同肌电特征值的深度回归森林模型得到解码角度值。将总共 7 个回归模型解码的角度值输入到结构为 7-13-1 的神经网络结构中,经过处理,最终得到对应一个手指掌指关节角度的解码角度。

2 模型参数获取与实验方法

2.1 模型参数获取方法

人的神经系统对人手的控制,可谓是人体神经系统中最为复杂、精巧的控制。这个问题的解决难在它牵涉到复杂的力学与神经科学的耦合,而且缺少人工肌肉还使之难上加难。目前假肢的控制方式都和传统机器人差不多,因此难以复现人类肢体的一些基本特性,比如连续性、柔顺性、抗干扰性等。为了能建立起肌电信号和手指关节角度的连续映射模型,就需要同步采集手指关节角度与手臂前臂 8 块肌肉的肌电信号,寻求真正能够实时从肌电信号中获取手指关节角度变化信息的回归映射。

13 名实验对象,分为 7 名年龄在 22~30 岁的健康男性和 6 名年龄在 23~26 岁的健康女性。在实验对象的左手粘贴 VICON 采集反光点,左前臂上按照提前选定的 8 块肌肉的肌腹位置粘贴表面肌电电极,电极以及局部皮肤预先使用酒精棉签清洁。为了避免电极与桌面的接触和不稳定挤压影响肌电信号的采集,在实验对象的腕部、肘部分别设置了一个 EVA 泡沫支撑物,实验对象将前臂放置在支撑物上,手臂保持水平并且朝向正前方。实验对象可以适当调整支撑物的位置,以获得最为舒适的实验姿势。这样做的目的是防止对手腕起支撑作用的肌肉,如桡侧腕伸肌的激活影响实验数据的记录。

实验使用 VICON 光学动作捕捉、Naxon 肌电采集系统进行手指关节电位空间坐标数据以及 8 通道肌电信号数据的实时同步捕捉。

2.2 实验方案

根据生理学研究,人体手部(包括腕部)共有 28 块骨骼,一般认为具有 22 个或 23 个自由度。前臂的大多数肌肉在手臂活动时都存在一定程度的活动,手指的活动是手掌内部肌肉与前臂处肌肉共同活动的结果。对手部运动的研究认为手部的自由度高度冗余,4 指内部及相邻的手指之间的运动具有较高的相关程度,第 2 指间关节及与第 3 指节关节的关节角度近似比例为 3:2。

对于 5 根手指的运动,由于屈伸运动中手指内

部的 3 个关节角度存在高度协同关系,因此仅选择 5 根手指的掌指关节(MCP)角度作为回归估计目标。

2.2.1 参数设定

实验肌肉(共 8 块肌肉),分别为拇长展肌、拇长屈肌、桡侧腕屈肌、指浅屈肌、指深屈肌、指伸肌、示指伸肌、桡侧腕伸肌。

每一根手指的掌指关节角度的测量通过贴于手背的一个反光点、掌指关节处的一个反光点以及距离掌指关节最近关节的一个反光点进行测量。实验过程将全程同步采集 3 个反光点的三维坐标和 8 块肌肉的肌电信号。

2.2.2 实验步骤

在数据采集试验中包括 3 种物体(分别为普通条状 U 盘、玻璃质高脚酒杯、普通书籍)的抓握动作和手指的单独与组合运动,对于每个动作,重复 5 次,每个周期持续 20 s。

图 2 展示了整个动作捕捉及肌电采集的实验场景。告知每名实验者在实验过程中保持腕部在中立位置,抓握中使用适当且稳定的力度。每种实验动作完成后,实验对象可以进行短暂的休息。

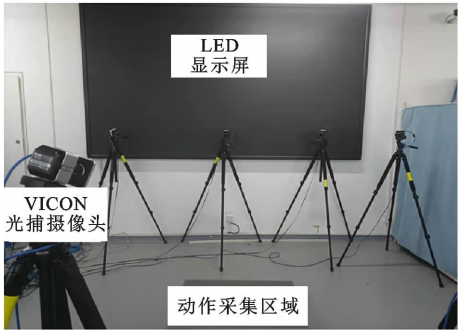


图 2 实验场景图
Fig. 2 Experimental scene graph

2.3 数据预处理

获得的肌电数据需要进行滤波处理,从而消除工频干扰。鉴于中国的电力系统采用的是 50 Hz 交变频率,所以本研究采用梳状滤波器对 50 Hz 的整数倍频率进行滤波操作。具体的滤波频率是 50、100、150、200、250、300、350、400 Hz。

通过 VICON 光学动作捕捉设备采集的手指关节节点的三维空间坐标的变化,需要提前通过余弦公式进行角度变化的对应计算。以便后面进行模型的训练学习。

2.4 特征提取

为了从采集的 8 个通道的肌电信号中提取出具有代表性的信息,需要对经过降噪处理的表面肌电

信号进行不同种类特征值的提取,计算特征值采取了具有重叠部分的滑动时间窗的方法。图 3 展示了肌电信号处理过程中的时间窗设置。选择的特征值皆为时域特征,采用了目前在肌电信号领域常用的特征,即肌电信号的平均绝对值、积分肌电值、均方根、波形长度、对数特征、过零点、斜率符号变化数来进行肌电信号的特征提取。滑动窗口的时间大小设置为 200 ms,相邻 2 个时间窗口的重叠部分设置为 100 ms。8 个通道的肌电可以分别计算 7 个特征值,可以分别形成 8 组 7 维数据。分别按照特征各维度的最大、最小值进行归一化,使其数值处于[0, 1]之间,这是因为在使用高斯过程进行对比分析时,需要对输入数据进行归一化操作。

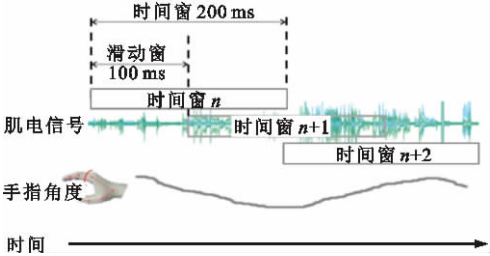


图 3 滑动时间窗示意图

Fig. 3 Schematic diagram of sliding time window

2.5 网络训练

基于 7 种特征值的单独深度森林模型训练经过其特有的自适应层数构建算法,最终每个回归器都是 3 层随机森林结构。事实上,层数较少能够很大程度上提升模型的运行效率。7 个深度森林回归器的输出角度得到记录,输出的角度结果组成 7 维向量,之后提供给经过经验公式构建的神经网络进行进一步回归训练。

在最终的效果测试中,运用 7-13-1 结构的神经网络进行优化的综合回归模型可以比单一 7 特征所训练的深度森林回归器的相关系数提高 12 个百分点。图 4 展示了结合深度回归森林和人工神经网络的综合模型的整体训练算法。

为了进行对比分析,本研究选用高斯过程作为对比模型。对其训练的过程中需要对数据进行归一化,这是由其算法的特点造成的。

3 实验结果分析

3.1 性能度量

为了能够度量估计误差和角度解码算法的性能,本研究用到了运动相关系数,即

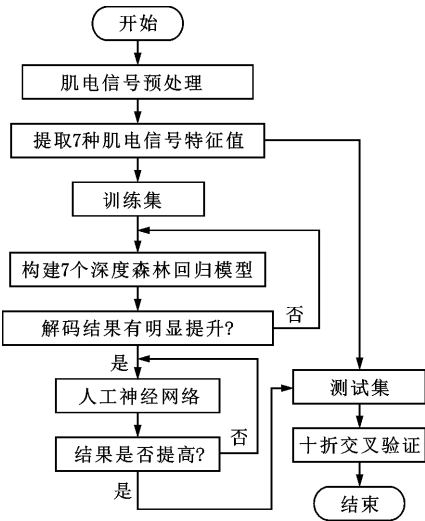


图 4 结合深度回归森林和人工神经网络的综合模型训练算法

Fig. 4 Training algorithm for comprehensive model combining depth regression forest and artificial neural network

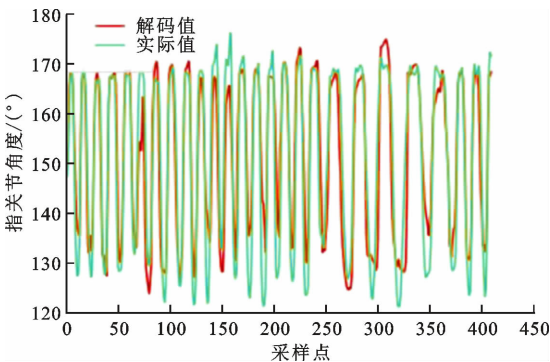
$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y} = \frac{E(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)}{\sigma_X\sigma_Y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)} \sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}} \quad (9)$$

式中: X 、 Y 分别为两组样本; cov 为协方差; E 为期望; σ 为方差。本研究将 $\rho > 0.7$ 视为模型拥有较好的回归表现,当 $\rho = 1$ 时代表模型输出结果与实际结果完全线性相关。

3.2 对手指关节角度的连续估计和分析

图 5 展示了 5 根手指的掌指关节角度的连续解码效果。从图 5 中可以非常清晰地看出,本研究提出的模型从 upper arm 8 个肌电信号中可以精准地解码出实际手指关节角度。

在对 13 个受试者的实验数据进行分析的过程中,采用的是十折交叉验证的分析方法。



(a) 大拇指掌指关节

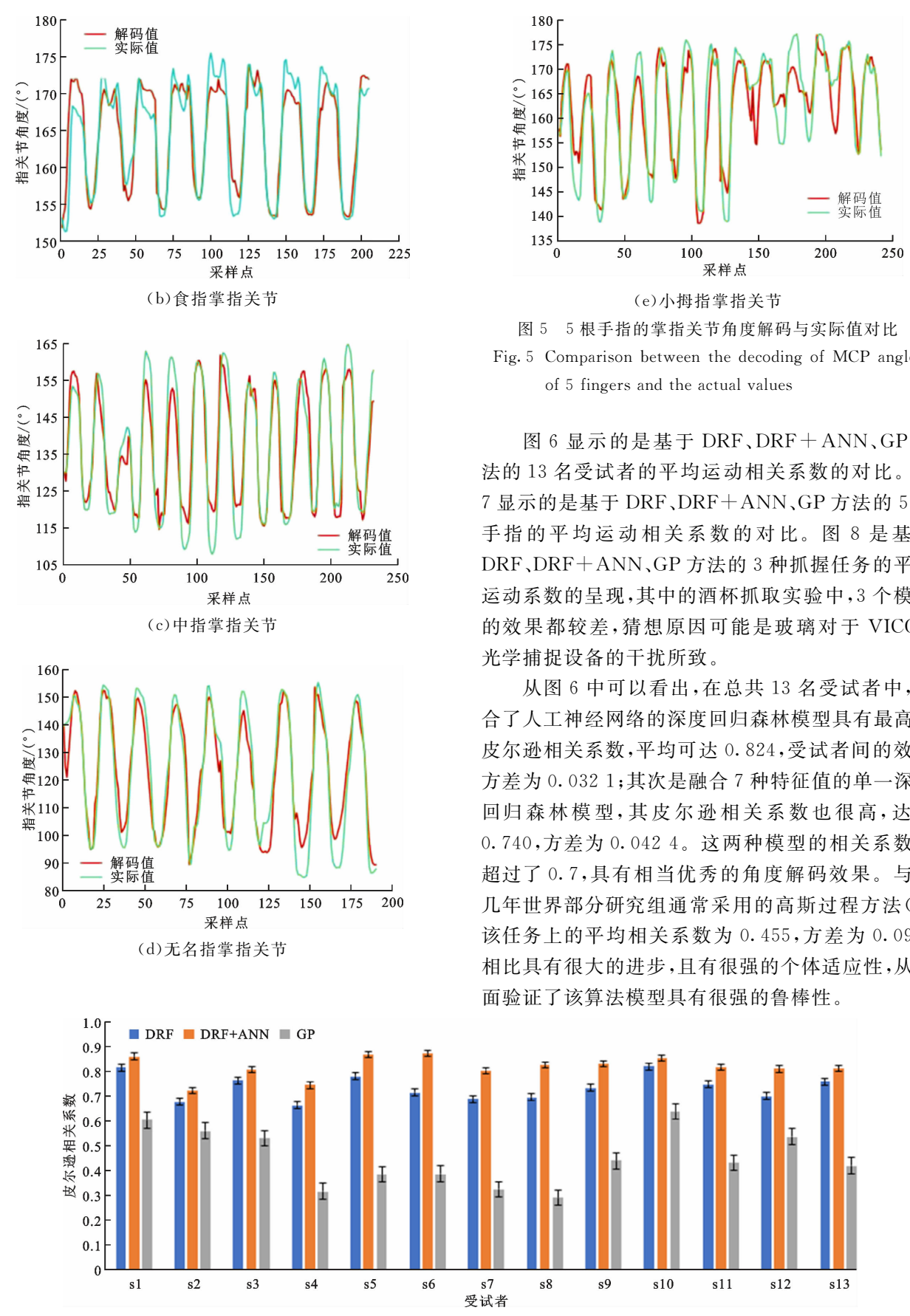


图 5 5 根手指的掌指关节角度解码与实际值对比
Fig. 5 Comparison between the decoding of MCP angles of 5 fingers and the actual values

图 6 显示的是基于 DRF、DRF+ANN、GP 方法的 13 名受试者的平均运动相关系数的对比。图 7 显示的是基于 DRF、DRF+ANN、GP 方法的 5 根手指的平均运动相关系数的对比。图 8 是基于 DRF、DRF+ANN、GP 方法的 3 种抓握任务的平均运动系数的呈现,其中的酒杯抓取实验中,3 个模型的效果都较差,猜想原因可能是玻璃对于 VICON 光学捕捉设备的干扰所致。

从图 6 中可以看出,在总共 13 名受试者中,结合了人工神经网络的深度回归森林模型具有最高的皮尔逊相关系数,平均可达 0.824,受试者间的效果方差为 0.032 1;其次是融合 7 种特征值的单一深度回归森林模型,其皮尔逊相关系数也很高,达到 0.740,方差为 0.042 4。这两种模型的相关系数都超过了 0.7,具有相当优秀的角度解码效果。与近几年世界部分研究组通常采用的高斯过程方法(在该任务上的平均相关系数为 0.455,方差为 0.095)相比具有很大的进步,且有很强的个体适应性,从侧面验证了该算法模型具有很强的鲁棒性。

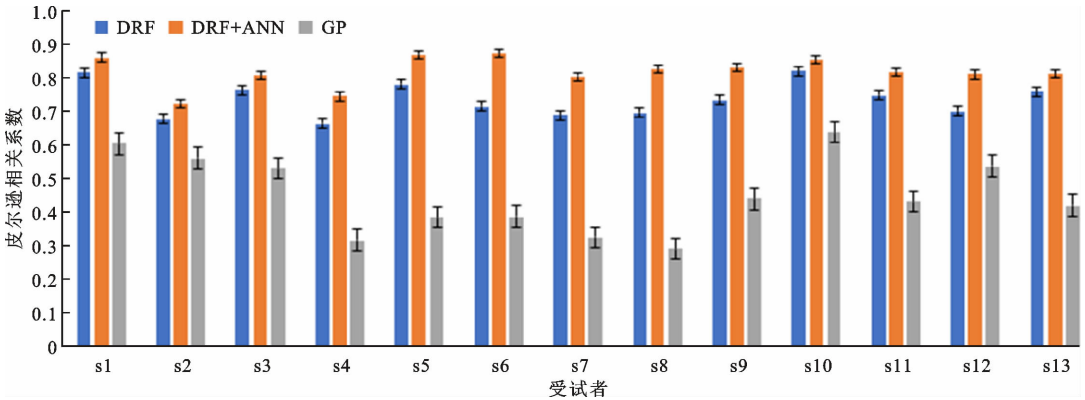


图 6 不同受试者解码效果
Fig. 6 The decoding effect of different subjects

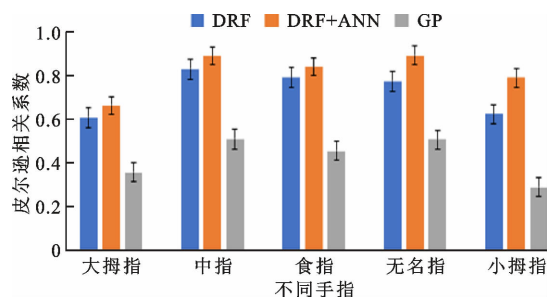


图7 不同手指掌指关节角度解码效果

Fig.7 The decoding effect of different finger metacarpophalangeal joint angles

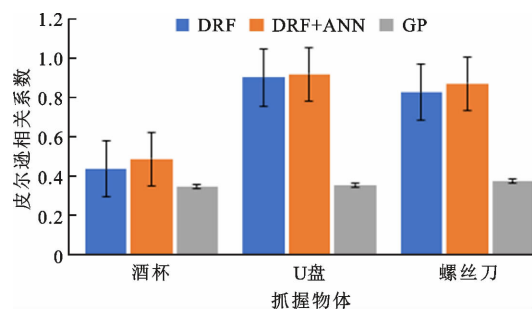


图8 不同任务解码效果

Fig.8 The decoding effect of different tasks

4 结 论

本研究提出了一种结合深度回归森林算法和人工神经网络的新型综合回归模型。其中深度回归森林使用了7种肌电信号特征值(肌电信号的平均绝对值、积分肌电值、均方根、波形长度、对数特征、过零点、斜率符号变化数)训练形成7个深度森林回归器,再通过输入到一个结构为7-13-1的人工神经网络中做滤波及曲线优化,从而形成一个完整的综合回归模型对手臂前臂处的肌电信号进行对应于手部5个掌指关节角度进行回归映射。实验结果呈现了一种优异的解码精度,其皮尔逊相关系数达到0.8212,相比融合多个特征值的单一回归器的0.7318提高了12%,相比近些年集中研究的高斯过程回归器有较大的提升。

参考文献:

- [1] BEASLEY R W. General considerations in managing upper limb amputations [J]. Orthopedic Clinics of North America, 1981, 12(4): 743-749.
- [2] REITER R. Eine neu elektrokonstand [J]. Grenzgebiete der Medizin, 1948, 1(4): 133-135.
- [3] 胡旭晖, 宋爱国, 李会军. 基于表面肌电图像的灵巧假手控制系统 [J]. 控制理论与应用, 2018, 35(12): 1707-1714.

1707-1714.

HU Xuhui, SONG Aiguo, LI Huijun. Dexterous robot hand control system based on surface electromyography image [J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(12): 1707-1714.

- [4] 赵诗琪, 吴旭洲, 张旭, 等. 利用表面肌电进行手势自动识别 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(9): 149-156.
- ZHAO Shiqi, WU Xuzhou, ZHANG Xu, et al. Automatic gesture recognition with surface electromyography signal [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(9): 149-156.
- [5] YAMANOI Y, OGIRI Y, KATO R. EMG-based posture classification using a convolutional neural network for a myoelectric hand [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55: 101574.
- [6] 席旭刚, 杨晨, 罗志增, 等. 基于肌电复杂度和支持向量机的比例控制假手 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(10): 59-64.
- XI Xugang, YANG Chen, LUO Zhizeng, et al. Proportional control prosthetic hand based on electromyography complexity and support vector machine [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2017, 45(10): 59-64.
- [7] 隋修武, 刘乃嘉, 乔明敏, 等. 基于 PSO-SVM 的仿生肌电假手反馈控制系统设计 [J]. 传感技术学报, 2019, 32(12): 1784-1789.
- SUI Xiuwu, LIU Naijia, QIAO Mingmin, et al. Design of prosthesis feedback control system based on PSO-SVM [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(12): 1784-1789.
- [8] CÔTÉ-ALLARD U, FALL C L, DROUIN A, et al. Deep learning for electromyographic hand gesture signal classification using transfer learning [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(4): 760-771.
- [9] HU Yu, WONG Y, WEI Wentao, et al. A novel attention-based hybrid CNN-RNN architecture for sEMG-based gesture recognition [J]. PLoS One, 2018, 13(10): e0206049.
- [10] 丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述 [J]. 自动化学报, 2016, 42(1): 13-25.
- DING Qichuan, XIONG Anbin, ZHAO Xingang, et al. A Review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1): 13-25.

- [11] ZHANG Qin, PI Te, LIU Runfeng, et al. Simultaneous and proportional estimation of multijoint kinematics from EMG signals for myocontrol of robotic hands [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2020, 25(4): 1953-1960.
- [12] CHEN Yan, YU Song, MA Ke, 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.
- [13] CHEN Chen, MA Shihan, SHENG Xinjun, et al. Adaptive real-time identification of motor unit discharges from non-stationary high-density surface electromyographic signals [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2020, 67(12): 3501-3509.
- [14] FARINA D, VUJAKLIJA I, SARTORI M, et al. Man/machine interface based on the discharge timings of spinal motor neurons after targeted muscle reinnervation [J]. *Nature Biomedical Engineering*, 2017, 1(2): 0025.
- [15] AMERI A, AKHAEI M A, SCHEME E, et al. Real-time, simultaneous myoelectric control using a convolutional neural network [J]. *PLoS One*, 2018, 13(9): e0203835.
- [16] LIN Chuang, WANG Binghui, JIANG Ning, et al. Robust extraction of basis functions for simultaneous and proportional myoelectric control via sparse non-negative matrix factorization [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(2): 026017.
- [17] AMERI A, AKHAEI M A, SCHEME E, et al. Regression convolutional neural network for improved simultaneous EMG control [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2019, 16(3): 036015.
- [18] NIELSEN J L G, HOLMGAARD S, JIANG Ning, et al. Simultaneous and proportional force estimation for multifunction myoelectric prostheses using mirrored bilateral training [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, 58(3): 681-688.
- [19] MUCELI S, FARINA D. Simultaneous and proportional estimation of hand kinematics from EMG during mirrored movements at multiple degrees-of-freedom [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, 20(3): 371-378.
- [20] NGELO J G, TAMEI T, SHIBATA T. Continuous and simultaneous estimation of finger kinematics using inputs from an EMG-to-muscle activation model [J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2014, 11: 122.
- [21] CELADON N, DOŠEN S, BINDER I, et al. Proportional estimation of finger movements from high-density surface electromyography [J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2016, 13(1): 73.
- [22] XILOYANNIS M, GAVRIEL C, THOMIK A A C, et al. Gaussian process autoregression for simultaneous proportional multi-modal prosthetic control with natural hand kinematics [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(10): 1785-1801.
- [23] BAO Tianzhe, ZAIDI S A R, XIE Shengquan, et al. A CNN-LSTM hybrid model for wrist kinematics estimation using surface electromyography [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-9.
- [24] KOCH P, DREIER M, LARSEN A, et al. Regression of hand movements from sEMG data with recurrent neural networks [C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society (EMBC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 3783-3787.
- [25] ZHOU Zhihua, FENG Ji. Deep forest: towards an alternative to deep neural networks [C]//Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. California, USA: IJCAI, 2017: 3553-3559.

(编辑 赵炜 刘杨)