

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211310

Grael 脑电放大器与深度学习的手势实时识别研究^{*}刘晓光^{1,2} 张明进^{1,2} 王嘉威^{1,2} 梁铁^{1,2} 李俊^{1,2} 刘秀玲^{1,2}

(1. 河北大学电子信息工程学院 保定 071002; 2. 河北大学河北省数字医疗工程重点实验室 保定 071002)

摘要: 手势识别是人机交互的关键。为了更好地实现脑电信号与肌电信号的融合,精准地识别人体的运动,本文建立了一套基于 Grael 脑电放大器的手势动作实时检测识别的研究系统。通过 Grael 脑电放大器和 Curry8 系统采集 5 个通道的 8 种不同手势的表面肌电信号(sEMG),并对采集到的 sEMG 信号进行滤波去噪、滑动窗口分割以及特征提取等预处理的操作;最后采用几种常用的分类器与卷积神经网络(CNN)对不同手势的 sEMG 信号进行实时分类识别。结果表明 CNN 的识别准确率最高,能达到 92.98%;对每个手势动作进行 30 次实时识别检测,结果显示识别延迟大概在 1~1.5 s,实时识别的精度可高达 90%。该系统为将来研究脑电信号与肌电信号的融合提供了一个可行的方法,在人机交互方面展现了巨大的潜力和应用空间。

关键词: Grael 脑电放大器;表面肌电信号;手势识别;卷积神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1

Real-time gesture recognition with Grael EEG amplifier and deep learning

Liu Xiaoguang^{1,2} Zhang Mingjin^{1,2} Wang Jiawei^{1,2} Liang Tie^{1,2} Li Jun^{1,2} Liu Xiuling^{1,2}

(1. College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;

2. Key Laboratory of Digital Medical Engineering of Hebei Province, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: Gesture recognition is the key to human-computer interaction. In order to better realize the fusion of EEG and EMG signals and accurately recognize human motion, this paper established a research system of real-time gesture detection and recognition based on Grael EEG amplifier. The surface electromyography (sEMG) signals of eight different gestures from five channels were collected by Grael EEG amplifier and Curry8 system, and the collected sEMG signals were preprocessed by filtering and denoising, sliding window segmentation and feature extraction. Finally, several commonly used classifiers and convolutional neural network (CNN) are used to classify and recognize sEMG signals of different gestures in real time. The results show that the recognition accuracy of CNN is the highest, reaching 92.98%. After 30 times of real-time recognition and detection for each gesture, the results show that the recognition delay is about 1~1.5 s, and the accuracy of real-time recognition can be up to 90%. This system provides a feasible method to study the fusion of EEG and EMG signals in the future, and shows great potential and application space in human-computer interaction.

Keywords: Grael EEG amplifier; surface EMG signal; gesture recognition; convolutional neural network

0 引言

近年来,由于疾病、交通事故和自然灾害等原因,肢体残疾患者的数量在逐年增加,并且在大量的肢体残疾患者中,上肢残疾患者所占的比重最大^[1]。人体的手部运动会伴随着相应的肌肉发生活动,肌肉收缩引发的动作电位在时间和空间上进行叠加,传导到皮肤表面会产生一种可以检测到的电信号,称之为表面肌电信号(surface

electromyography, sEMG)^[2]。通过人体上肢的 sEMG 信号来识别人体的上肢运动已经成为一种应用前景十分广阔的方式。通过获取 sEMG 信号并进一步识别人体的运动意图也是实现外骨骼机器人辅助运动功能的重要基础,是人机交互研究的热点问题^[3],sEMG 信号在人机交互^[3-6]、假肢控制^[7]、手势识别^[5-7]等领域都得到了广泛的应用。

通过分析前臂肌肉的 sEMG 信号,可以识别预测不同的手势动作,从而进一步实现人机交互的功能。为了更好、

收稿日期:2022-09-07

^{*} 基金项目:河北省自然科学基金(F2021201002,202101005)、河北省教育厅重点项目(ZD2020146)、保定市科技局项目(1911Q001)资助

更方便地实现不同手势的肌电信号的实时识别,研究人员开发了不同的实时采集 sEMG 信号的简易装置。福州大学的郑海鹏等^[8]设计了由 Arduino UNO 开发板和肌电传感器组成的双通道表面肌电信号采集系统来采集手前臂的 sEMG 信号,并在上位机中利用 MATLAB 对采集到的 sEMG 信号进行预处理和分类识别,并成功在 GUI 界面实时地显示出了手势识别的结果。但该装置的局限性较大,在未来的研究中无法将 sEMG 信号与其它生物信号有效地融合识别。

龚茜如等^[9]研究人员针对周围环境光线的变化、一些复杂场景等干扰的问题,采取了一种体感控制与深度相机的手势识别的方法,使用了体感控制传感器与 Kinect 深度传感器来提取手指样本和手部中心的距离等参数特征信息,最后再利用机器学习分类器进行分类学习,从而实现手势的识别。此类方法虽然考虑了手势识别的外部环境的影响,但它无法忽略采集不同手势的 sEMG 信号时皮肤表面电阻的影响,手部皮肤表面的电阻过大会导致采集到的 sEMG 信号不稳定,从而导致手势的识别准确率低下。

本文建立了一套基于 Graef 脑电放大器的手势动作的实时分类识别的解码算法系统。通过 Curry8 上位机系统可以清晰地看到皮肤表面与电极之间的电阻值,进而通过降低电阻值获取纯净度较高的 sEMG 信号;通过对人体 8 种不同的手势进行 sEMG 信号的采集,并最终通过深度学习中的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行训练和分类识别^[10],保存最好的 CNN 模型进行手势的实时识别,并对实时预测的结果进行统计,以表征实时识别的准确性^[11],该系统在未来有很大的应用前景,可以与放大器采集到的脑电信号进行有效地融合,做进一步的分析研究。

1 系统设计

本次实验采用 Graef 脑电放大器和 Curry8 上位机系统及其配套设备实时地采集了前臂肌肉的 sEMG 信号,并对采集到的信号进行滤波去噪、滑动窗口分割及特征提取等预处理操作^[11-12],最后将常用的分类器的分类结果进行对比,利用 CNN 网络模型对不同的手势进行实时识别。软硬件配置及其环境如表 1 所示,研究的流程如图 1 所示。

表 1 实验平台软硬件配置

硬件组成	软件组成
Graef 脑电放大器	Curry8 软件及配套设备
电极模块	Pycharm2020
Windows 系统计算机	Windows 环境下肌电信号的解析识别算法

基本的技术方法主要有:将 Graef 脑电放大器通过路由器与电脑相连,放大器将采集到的 sEMG 信号通过路由

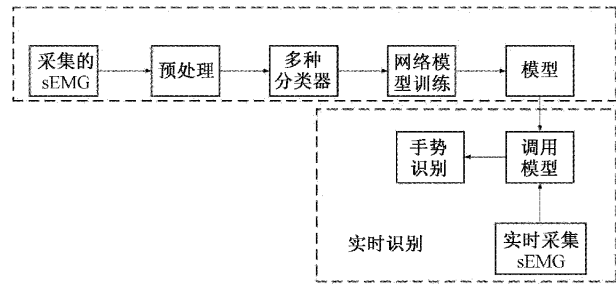


图 1 系统框图

器传输到信号处理电脑上安装的 Curry8 上位机系统;利用 python 程序连接 Curry8 系统的信号输入端,使 sEMG 信号经过 python 程序进行信号的采集、预处理以及网络的训练与不同手势的实时识别预测。

2 实现方法

2.1 表面肌电信号的采集

为了实现基于 sEMG 的手势识别,需要搭建肌电信号手部动作识别系统,该系统由肌电信号采集系统、肌电信号处理与分析识别算法模块、肌电信号实时识别手部动作研究算法模块组成。肌电信号手部动作识别系统如图 2 所示。



图 2 肌电信号手部动作识别系统

本次实验采集的 sEMG 信号主要来源于前臂肌肉的收缩。前臂的肌肉群收缩一般在尺侧腕屈肌附近。因此本次实验手臂肌肉的位置选取为受试者的尺侧腕屈肌、尺侧腕伸肌和桡侧腕屈肌的肌肉群,共选择 5 块肌肉群。另外本次实验装置还要选择两个电极片作为参考电极,一般放在肌肉数量比较少的位置,本次实验的参考电极的位置选择大脑额头处和右拇指与食指中间位置,如图 3 所示为电极片的位置。

在 sEMG 信号采集实验前,首先需要剔除受试者采集部位的皮肤汗毛,然后使用酒精棉擦拭皮肤表面,去除有影响的油脂和死皮,降低皮肤表面 sEMG 信号与电极之间的电阻值,保证受试者皮肤与干电极之间的良好接触,以确保采集的 sEMG 信号数据的纯净度,以便获取肌肉活动的有

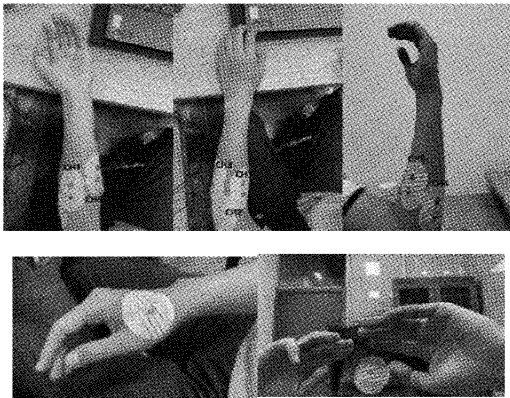


图 3 电极片的位置

效信息^[13]。本次实验设计了 8 种不同的手势,受试者在做每个动作之间会有 5 s 的时间来进行手部的放松与休息,手势动作如表 2 所示。

表 2 8 种不同的手势动作

动作名称	动作描述	动作图片
握拳	五指全部弯曲闭合	
二	食指和中指伸直张开,其余手指弯曲闭合	
OK	大拇指和食指弯曲闭合,其余手指张开	
张手	五指全部伸直张开	
点赞	大拇指张开,其余手指弯曲闭合	
七	大拇指、食指和中指弯曲张开,其余手指闭合	
向上	五指自然张开,手腕向上	
向下	五指自然张开,手腕向下	

在 sEMG 信号的采集过程中,受试者舒适地坐在椅子上,确保身体处于放松的状态,手臂自然放置于平面,保持手臂的肌肉放松。每个受试者按照采集程序的提示做出相应的手势,并且保持手势和身体姿势不变,避免采集到的 sEMG 信号数据出现较大的波动,每个手势保持 10 s 左右。当采集程序提示当前手势动作的 sEMG 信号数据采集完毕后,受试者可以活动手臂,准备按照提示继续完成下一个手势动作,8 种手势动作的 sEMG 信号数据全部采集完成后,记录为一组数据。本次实验采样频率为 320 Hz,

每个手势动作的采样点数为 3 200,每组动作重复 10 次,如图 4 所示为某一手势的不同通道的 sEMG 信号肌电图。

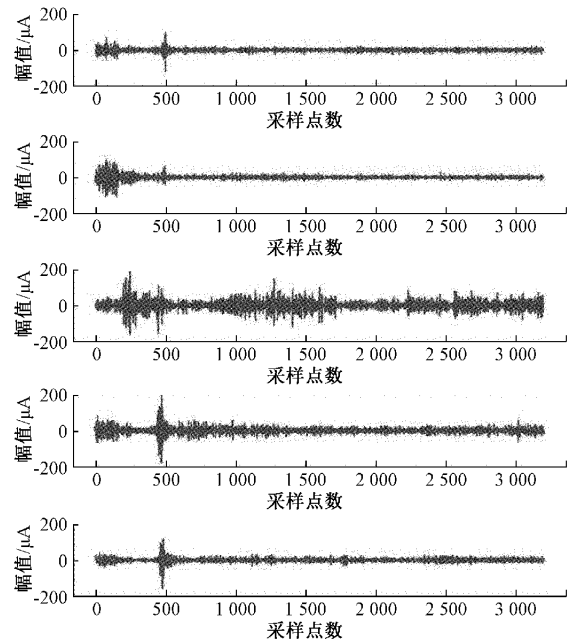


图 4 某一手势的不同通道的 sEMG 肌电信号图

2.2 表面肌电信号的预处理

sEMG 信号的记录过程中会掺杂一些源于不同因素的噪声,因此信号的滤波去噪是预处理过程中必不可少的一环。sEMG 信号的有效信息主要分布在 20~300 Hz 之间^[14],可能会受到 50 Hz 的工频干扰和低于 20 Hz 的低频信号的干扰,因此本文采用三阶巴特沃斯高通滤波器和八阶的带通滤波器来进行滤波去噪,如图 5 所示为滤波前后的肌电频谱图。

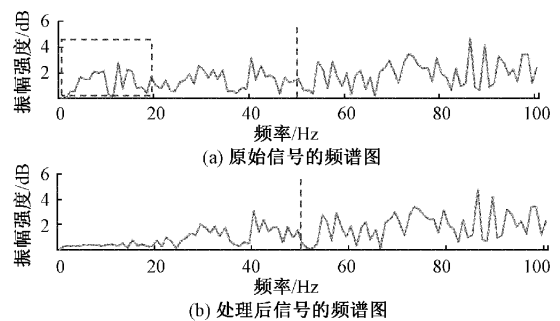


图 5 滤波前后的结果图

不同手势的开始、过程和结束阶段都包含丰富的有效信息,为了保证数据的连续性且充分地利用这些有效的信息^[15],本文使用滑动窗口对 sEMG 信号进行分割,窗口大小为 320,滑动步长为 160,滑动窗口的示意图如图 6 所示。

sEMG 的特征分为时域、频域和时频域 3 类^[15]。本文依据了 Grael 脑电放大器和 Curry8 系统实时性的要求,选择了平均绝对值(mean absolute value, MAV)、均方根

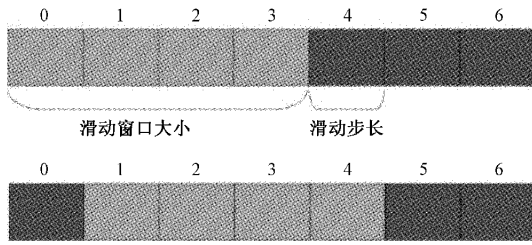


图 6 滑动窗口示意图

(root mean square, RMS)、标准偏差 (standard deviation, STD)、Willison 振幅 (willison amplitude, WA)、零交叉 (zero crossing, ZC)、斜率符号变化 (sign change of slope, SSC) 和方差 (variance, VAR) 8 个时域特征。

2.3 网络模型的搭建

本文采用 CNN 作为分类的网络模型对 sEMG 信号进行手势的识别。CNN 一般由卷积层、池化层、批标准化层等构成,随着网络的加深,卷积层和池化层也在逐渐叠加。

卷积层是 CNN 的核心结构,其主要功能是对局部区域的数据进行特征提取,因此也被称之为特征提取层,卷积核是卷积运算中的关键参数。激活函数采用修正线性单元 (rectified linear unit, Relu)。

本次实验是将采集到的 sEMG 信号数据转换成一个

$40 \times 40 \times 1$ 的矩阵数据输入到 CNN 网络中,搭建了三层卷积网络,其中第一层和第二层卷积的卷积核的特征图个数分别为 32 和 64,卷积核的尺寸大小都是 3×3 ,第三层卷积的卷积核的特征图个数为 128,卷积核的尺寸大小为 3×3 ;经过卷积运算,该层会输出高维度的特征数据,导致后续工作会很复杂,计算量在逐渐增大,为解决上述问题,引入了池化层,作用是降低特征的数据量,去除冗余的信息,池化层的运算一般包括最大池化法和平均池化法,本文选择了最大池化法,且三层卷积的池化层的大小为 2×2 ;随后用全连接层将两层中的每个神经元相连,收集样本特征空间相关的信息,全连接层的大小分别为 150 和 50;在完成上述权值求和与激活函数运算后,在输出层采用 Softmax 激活函数,将全连接层的输出转化承概率的形式,然后对比预测值与真实值得到网络产生的误差。为了避免出现过拟合的现象,采用了丢弃层 (Drop) 和 BN 层 (batch normalization, BN) 对数据进行随机打乱处理。网络训练的目的是降低损失,提升分类精度,训练过程中通过反向传播不断地训练和更新权值参数与偏置,从而获得各层网络地最优参数。如图 7 所示为本文搭建的 CNN 网络模型,其中 Conv 代表卷积核,Maxpooling 代表池化层,Softmax 代表激活函数。

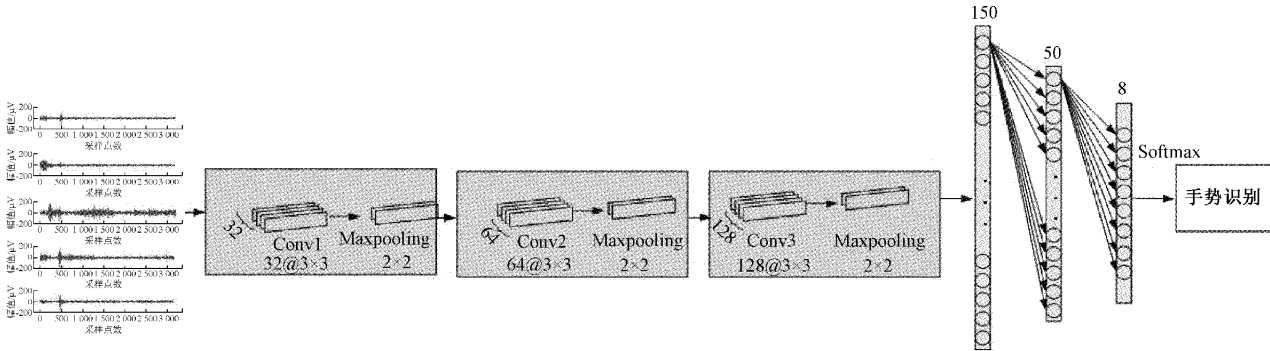


图 7 CNN 网络模型

3 实验结果

本文使用了机器学习中的线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA)、K 近邻算法 (K-nearest neighbor, KNN)、支持向量机 (support vector machines, SVM) 以及人工神经 BP 网络 (artificial neural network, ANN) 对 sEMG 信号数据进行分类识别,并将这几种分类器的实验结果与搭建的深度学习 CNN 网络模型的实验结果进行对比,将采集到 sEMG 信号数据的 90% 作为训练集与训练标签,10% 的数据作为测试集与测试标签。经过多次测试的实验结果如图 8 所示。

LDA、KNN 分类器的识别准确率可以达到 87%, SVM 分类器的识别准确率仅为 76%, ANN 的识别准确率可以达到 90%, 而 CNN 网络模型的准确率则高达 93%。通过对比,本文选择了 CNN 网络模型作为手势动作实时

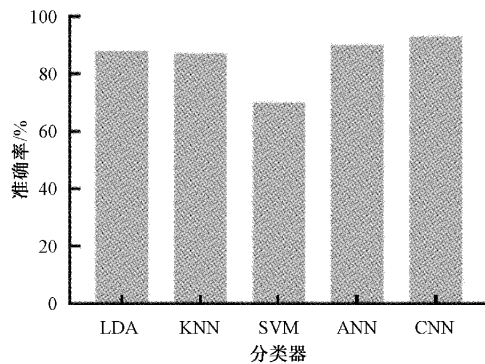
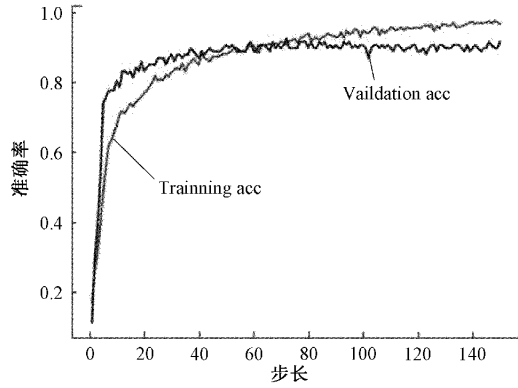


图 8 分类器对比测试

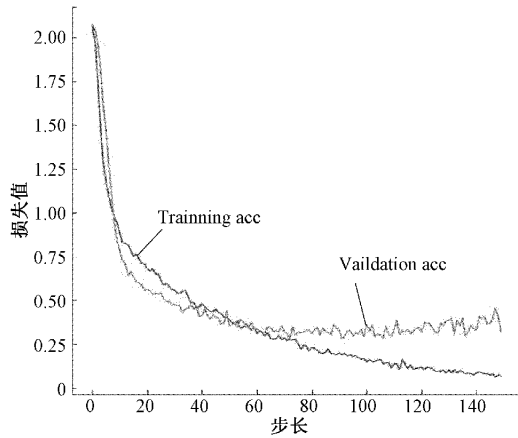
识别的分类模型。

利用 CNN 网络模型对手势的 sEMG 信号数据进行训练,保存训练结果最好的一组模型的参数,并对不同的手

势进行实时地识别预测。数据集的批次为16,训练迭代的次数为150,如图9所示为CNN网络模型训练迭代和测试的准确率曲线图和损失函数,其中Training acc表示训练准确率,Validation acc代表验证准确率,Train loss代表训练损失,Val loss代表验证损失。从图中可以清晰看出最终的测试集准确率可以高达90%以上。



(a) 准确率曲线



(b) 损失函数曲线

图9 CNN模型训练测试的曲线图

从图9中可以看出随着迭代次数的增加,训练数据集的训练准确率呈现上升的趋势,最高可以达到100%的准确率,损失函数也呈现不断下降的趋势;测试数据集的测试准确率整体波动相对大一些,但测试的准确率最高也可达到90%以上。保存测试准确率最高的那组模型为训练测试的最佳模型,并且采用最佳的网络模型对不同的手势动作进行实时地识别检测,如图10所示为测试数据集识别分类的混淆矩阵。

为了更加系统地评估模型,获得其它的衡量指标来对模型进行评估,采用准确率、召回率、F1得分和精确率4个衡量指标对模型进行评估,结果如表3所示。

采用最佳的CNN网络模型对每个手势动作进行30次的实时识别检测,并且记录每个手势动作各自的正确识别和错误识别的实验次数,如图11所示为手势动作实时识别检测成功与失败的次数。

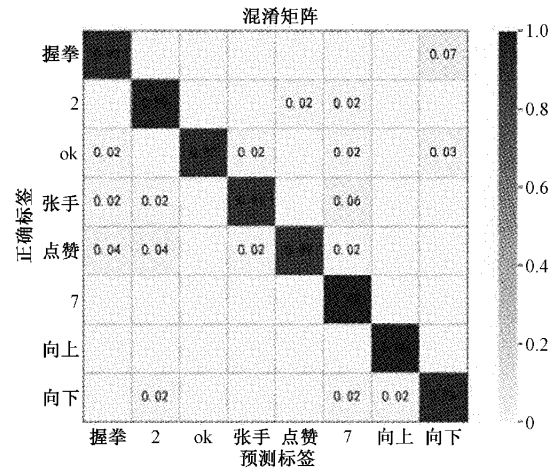


图10 手势识别分类的混淆矩阵

表3 网络的评价标准 %

算法	准确率	精确率	召回率	F1得分
CNN	92.98	93.31	92.98	93.00

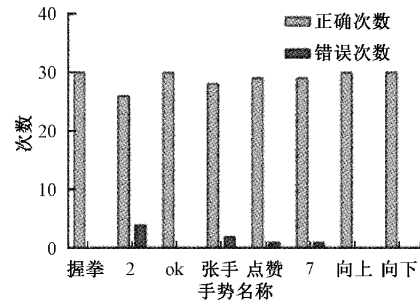


图11 手势动作实时识别检测的结果

由图11中可以看出,握拳、OK、向上和向下的实时识别效果是最好的,正确的识别次数可以高达30次,相比于其它的手势,这些手势的可区分度较高,数字2的手势的识别率相对较低,经过计算可得,8个手势的平均实时识别精度可达到90%以上。

为了进一步验证手势实时检测的准确性,本文以仿真假手作为被控对象进行实时的人机交互实验。通过Grael脑电放大器实时地采集手臂的sEMG,运行python程序,使用已经训练好的CNN模型对不同的手势进行识别预测,根据预测的结果,控制仿真假手完成相应的手势动作。

使用Unity3D软件构件仿真假手的模型,并给仿真假手模型设置了4种手势状态,如图12所示。

受试者按照程序提示,依次做出相应的手势,在经过sEMG信号数据的预处理和CNN模型训练后,保存训练最好的一组模型进行实时识别。仿真假手接受到手势的指令后,做出与受试者相同的手势动作。仿真假手的实时控制实验如图13所示。

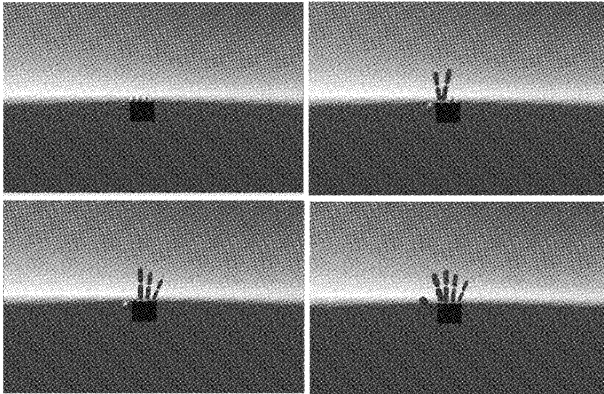


图 12 仿真假手的手势状态



图 13 仿真假手的实时控制实验

手势的实时识别检测的延迟测试由采集信号至输出结果的时间测试与改变手势至输出预测结果的时间测试构成。在测试过程中,记录每次实时的采集到信号至输出结果的时间,并且计算其平均值。经过测试,每个手势的识别时间为 0.06 s,由此可得该网络模型的实时识别性能很好;记录每次受试者改变手势动作至输出预测结果,经测试计算每次的延迟时间大约为 1.5~2 s。

4 结 论

本文建立一套基于 Graef 脑电放大器与 CNN 的手势动作实时识别检测的解码算法系统,通过运行相应的程序,使 Graef 脑电放大器和 Curry8 系统能够实时地识别检测不同的手势动作,利用 CNN 网络模型来实时地识别检测手势动作,对于未来实现脑电信号与肌电信号的结合起到很大的帮助。实验证明,针对本文设计的八种不同的手势动作,改进的 CNN 网络模型与传统的机器学习的分类器相比,识别准确率要更高,能达到 93%,因此利用 Graef 脑电放大器与 CNN 网络模型相结合,对于不同的手势动作的识别效果优异。

参考文献

[1] 刘云,张堃,王传旭.基于双流卷积神经网络的人体行为识别方法[J].计算机系统应用,2019,28(7):234-239.

- [2] 罗利梦,许芷毓,谢晓辉,等.基于卷积神经网络的表面肌电信号手势识别[J].电脑编程技巧与维护,2021,(1):137-138,163.
- [3] 顾明,李轶群,张二超,等.可分离长短期注意力网络的手势识别方法[J].计算机应用,2022,42(7):59-63.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 刘晓光,李免良,娄存广,等.基于支持向量机的表面肌电信号和加速度融合跌倒识别方法[J].现代生物医学进展,2020,20(2):385-390.
- [7] SHANMUGANATHAN V, YESUDHAS H R, KHAN M S, et al. R-CNN and wavelet feature extraction for hand gesture recognition with EMG signals [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(21):1-14.
- [8] 郑海鹏,李玉榕.基于双通道表面肌电信号的在线手势识别系统研究[J].物联网技术,2022,12(3):17-20,23.
- [9] 龚茜茹,俞惠芳.基于体感控制耦合深度相机的手势识别算法[J].光学技术,2022,48(3):341-349.
- [10] 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.
- [11] ZHANG Y, CHEN Y, YU H, et al. Wearing-independent hand gesture recognition method based on EMG armband [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2018, 22(3):511-524.
- [12] TEPE C, DEMIR M C. The effects of the number of channels and gyroscopic data on the classification performance in EMG data acquired by Myo armband[J]. Journal of Computational Science, 2021, 51(6):101348.
- [13] JIANG Y, CHEN C, ZHANG X, et al. Shoulder muscle activation pattern recognition based on semg and machine learning algorithms [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 197(4):105721.
- [14] 刘亮,蒲浩洋.基于 LSTM 的多维度特征手势实时识别[J].计算机科学,2021,48(8):328-333.
- [15] 杨建华,李正,赵好,等.基于肌电信号的嵌入式手势识别系统设计[J].自动化与仪表,2021,36(12):62-66.

作者简介

刘晓光,副教授,主要研究方向为生物信号处理和辅助康复机器人。

E-mail:liuxiaoguang@hbu.edu.cn

张明进,硕士研究生,主要研究方向为生物信号处理和

人机智能交互。

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

王嘉威, 硕士研究生, 主要研究方向为生物信号处理和
人机智能交互。

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

梁铁, 博士研究生, 主要研究方向为生物信号处理。

E-mail:lanswer@163.com

李俊, 副教授, 主要研究方向为生物信号处理。

E-mail:hbulijun@foxmail.com

刘秀玲, 教授, 主要研究方向为医学信息智能处理与模
式识别智能系统。

E-mail:liuxiuling121@hotmail.com