

分析 5 种步态模式状态时下肢表面肌电信号识别人体下肢运动意图

<https://doi.org/10.12307/2022.499>

赵伟明, 王 婕, 张高巍, 孙建军, 杨 鹏

投稿日期: 2021-05-14

送审日期: 2021-05-18

采用日期: 2021-07-14

在线日期: 2021-10-13

中图分类号:

R459.9; R445; R318

文章编号:

2095-4344(2022)12-01805-07

文献标识码: A

文章快速阅读:

数据采集:

5 种步态模式对应的
下肢表面肌电信号。

信号降噪:

(1) 巴特沃斯带通滤波;
(2) 自适应滤波。

特征提取:

(1) 频域特征;
(2) 时域特征。

改进方向:

△以概率神经网络为 AdaBoost
算法的弱分类器;
△将 AdaBoost 算法用于多分类
问题。

构建分类器:

(1) 抽取 5 种步态模式的训练集中的 2 个训练集,
合并形成 10 组新训练集, 每组新训练集以
AdaBoost 算法的规则训练多个概率神经网络;
(2) 集成 10 个强分类器;
(3) 将样本特征输入至 10 个强分类器进行识别,
采取投票机制选取其所属模式。

文题释义:

表面肌电信号: 是一种生物电信号, 是人体肌肉在进行运动时产生的电位在皮肤表面的叠加。表面肌电信号产生于大脑运动意图产生之后, 肌肉真正收缩产生之前, 是一种十分接近于人体运动初衷的信号, 被广泛应用于康复、医疗和体育等研究领域。

概率神经网络: 是一种结构简单的神经网络算法, 融合了贝叶斯决策理论, 能用线性学习算法实现非线性学习算法的功能, 属于径向基神经网络的一种, 拥有输入层、隐含层、求和层和决策层这 4 层神经节点, 被广泛应用于解决模式分类问题。

摘要

背景: 下肢外骨骼机器人用于恢复患者的基本行走能力, 要实现人-机的高度协同和制定机器人控制策略, 就要对包括步态在内的人体下肢运动意图进行识别。

目的: 提出一种新式分类器, 利用人体表面肌电信号进行步态识别。

方法: 首先, 采集人体 5 种步态模式的下肢表面肌电信号; 其次, 对采集的信号进行降噪和特征提取以获得 5 种步态模式的数据集, 并将其两两结合形成 10 组数据集; 再次, 将每组数据集的训练集按照 AdaBoost 算法规则输入至概率神经网络进行训练; 从次, 将已训练概率神经网络集成获得 10 个强分类器; 最后, 将测试集样本输入到 10 个强分类器并采取投票机制判断其所述类别。

结果与结论: 实验使用改进 AdaBoost 算法对 5 种步态模式进行识别, 取得了 90.2% 的平均识别率; 将其与仅使用一个概率神经网络进行对比, 单独使用概率神经网络时的平均识别率为 68.2%, 低于改进 AdaBoost 分类器的平均识别率; 将弱分类器更换为支持向量机、BP 神经网络、决策树构建强分类器进行对比, 当仅使用一个弱分类器时, 支持向量机的平均识别率高于概率神经网络, 然而将弱分类器使用改进 AdaBoost 算法集成以后, 以概率神经网络为弱分类器时的识别率相较于以支持向量机为弱分类器时 84.3% 的识别率更高。

关键词: 步态识别; 表面肌电信号; 巴特沃斯滤波; 自适应滤波; 特征提取; 概率神经网络; AdaBoost 算法; 多分类问题

Recognition of human lower limb movement intention based on surface electromyography of lower limb corresponding to five gaits

Zhao Yiming, Wang Jie, Zhang Gaowei, Sun Jianjun, Yang Peng

School of Artificial Intelligence & Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation Device and Detection Technology Ministry of Education, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Zhao Yiming, School of Artificial Intelligence & Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation Device and Detection Technology Ministry of Education, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Corresponding author: Wang Jie, MD, Associate professor, School of Artificial Intelligence & Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation Device and Detection Technology Ministry of Education, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Abstract

BACKGROUND: The lower limb exoskeleton robot is used to recover the basic walking ability of patients. To realize the high coordination between humans and robots and to design robot control strategies, it is necessary to recognize the movement intention of the lower limb which includes gait.

河北工业大学, 人工智能与数据科学学院、智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心, 天津市 300130

第一作者: 赵伟明, 男, 2001 年生, 河北省保定市人, 汉族, 河北工业大学在读本科生, 主要从事肌电信号分析、外骨骼机器人研究工作。

通讯作者: 王婕, 博士, 副教授, 河北工业大学, 人工智能与数据科学学院、智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心, 天津市 300130

<https://orcid.org/0000-0003-3522-6213> (赵伟明)

基金资助: 河北省自然科学基金 (F2019202369), 项目负责人: 王婕

引用本文: 赵伟明, 王婕, 张高巍, 孙建军, 杨鹏. 分析 5 种步态模式状态时下肢表面肌电信号识别人体下肢运动意图 [J]. 中国组织工程研究, 2022, 26(12):1805-1811.



OBJECTIVE: To propose a new classifier to recognize gait using surface electromyography.

METHODS: Firstly, surface electromyography data of lower limbs in five gait patterns were collected. Secondly, the collected signals were denoised and the features were extracted to obtain the data sets of five gait patterns. After that, two of them were combined and 10 groups of data sets were built. Thirdly, the probabilistic neural networks were trained with the AdaBoost algorithm based on each group of data sets. Fourthly, ten strong classifiers were obtained by ensemble of trained probabilistic neural networks. Finally, the testing samples were input into 10 strong classifiers and the categories were judged by voting.

RESULTS AND CONCLUSION: An average recognition rate of 90.2% was achieved in the experiment by improved AdaBoost algorithm to recognize the five gait patterns. Compared with separate probabilistic neural network, the average recognition rate of separate probabilistic neural network was 68.2%, which was lower than that of improved AdaBoost algorithm. When the weak classifier was replaced by support vector machine, BP neural network or decision tree was used to construct strong classifiers for comparison. When a weak classifier was utilized, the average recognition rate of separate support vector machine was higher than that of separate probabilistic neural network. However, but the average recognition rate of strong classifier based on probabilistic neural network was higher than that 84.3% based on support vector machine with improved AdaBoost algorithm.

Key words: gait recognition; surface electromyogram; butterworth filter; adaptive filtering; feature extraction; probabilistic neural network; AdaBoost algorithm; multi-classification problem

Funding: the Natural Science Foundation of Hebei Province, No. F2019202369 (to WJ)

How to cite this article: ZHAO YM, WANG J, ZHANG GW, SUN JJ, YANG P. Recognition of human lower limb movement intention based on surface electromyography of lower limb corresponding to five gaits. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu. 2022;26(12):1805-1811.

0 引言 Introduction

开展助力型外骨骼机器人研制的目的在于辅助或恢复人体运动^[1-3]。随着交通事故、生产事故和自然灾害的频发,外骨骼机器人等“人机互融”机器人的使用愈加频繁。在设计、研制和使用此类机器人的过程中,对于人体动作的识别尤为重要^[4]。下肢外骨骼机器人主要用于恢复患者的基本行走能力。要实现人-机的高度协同,首先要识别人体运动意图,这是制定机器人控制策略的基础^[5-6]。

肌电信号是一种生物电信号,它的本质是众多肌肉最小功能单元的电位叠加。肌电信号产生在肌肉收缩或舒张之前,在大脑出现运动意图之后^[7]。因此,对肌电信号进行采集和分析,能使机器人在人体产生运动之前获悉人体运动意图,并据此在人体运动发生时起到助力的作用,以保证控制的实时性^[8-11]。

PURUSHOTHAMAN等^[12]采集手指肌电信号,建立蚁群算法优化的朴素贝叶斯分类器,获得了88.89%的平均分类精度,并将响应时间缩短至0.058 ms,以灵巧地控制机械手动作。

肌电信号的侵入式采集方式会对人体组织造成损伤,这种方式经常使用于医学研究工作。与之相对的非侵入式采集方式更适合进行长期穿戴,能够为外骨骼机器人提供一种安全的控制方式^[13-16]。以此为基础的表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)采集技术被广泛应用。非侵入式肌电采集使用附着在人体皮肤表面的表面肌电极将肌电信号传输到采集系统进行记录。此表面肌电信号的噪声来源包括串话噪声、个体噪声、心电噪声和电极移动噪声等,对原始肌电信号中存在的上述噪声信号的滤波消噪处理有助于提高人体运动意图识别率。随着假肢和助力型外骨骼机器人使用需求的增加,国内外研究人员在基于表面肌电信号的人体运动意图识别方面的研究有了长足的进步。GAO等^[17]先将表面肌电信号进行去噪处理,提取5种特征,以人工蜂群算法优化支持向量机对步态进行识别,将支持向量机的平均识别率提高了3.18%并增加了识别的稳定性。ANAM等^[18]建立了极限学习机,利用表面肌电信号对截肢者和非截肢者的手指运动进行识别,分别取得了98.55%和99.5%的识别准确率。周枚林^[19]不仅利用表面肌电信号进行步态识别,而且对直线行走步态和转向行走步态的步长进行估计,将估计误差百分比降至了1.7%。

AdaBoost算法属于集成学习算法中Boosting方法的一类,旨在利用多个弱分类器以及弱分类器对应的权重获取最终的强分类器。弱分类器的选取形式多样,多个弱分类器构成的强分类器取得的分类精度比仅使用一个分类器进行分类所取得的分类精度更高。罗莎等^[20]建立了以支持向量机为弱分类器的AdaBoost算法,利用Kinect传感器捕获的姿态序列对人体下肢动作进行识别,将仅使用支持向量机时取得的78.4%识别率提高至94%。

该研究对原始表面肌电信号进行滤波降噪后,提取出6种特征,使用概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)为弱分类器建立改进AdaBoost分类器,以识别生活中人体的5种常见步态:平地行走、上楼梯、下楼梯、上斜坡和下斜坡。

1 对象和方法 Subjects and methods

1.1 设计 人体下肢表面肌电信号采集和步态识别实验。

1.2 时间及地点 实验于2021年3-4月在河北工业大学智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心完成。

1.3 对象 实验被测对象无肌肉、骨骼和其他运动系统的相关疾病,身高160-180 cm,体质量50-70 kg,男性体脂率15%-18%,女性体脂率25%-28%。4名来自河北工业大学可穿戴外骨骼系统人机交互建模与智能控制课题组的研究人员(男2名,女2名)参加了实验,年龄20-28岁,4名实验人员人体信息统计情况,见表1。

表1 | 实验人员人体信息统计

Table 1 | Statistics of human body information of subjects

人体信息	人员1(男)	人员2(女)	人员3(男)	人员4(女)	平均值	标准差
身高(cm)	173.0	165.0	181.0	170.0	172.3	6.7
体质量(kg)	63.5	55.1	71.6	61.0	62.8	6.8
体脂率(%)	15.1	25.5	15.6	15.7	18.0	5.0

1.4 方法

1.4.1 采集设备 表面肌电信号的采集实验选用了集成度比较高的Trigno™ wireless EMG,见图1。该采集仪器是一种无线采集仪器,由充电基站和若干肌电传感器组成,传感器放置于下肢皮肤采集表面肌电信号。实验采集的数据仅用于步态识别。将采样频率设为2 000 Hz,既满足算法所需数据量的要求,又减少了传输耗时^[21]。

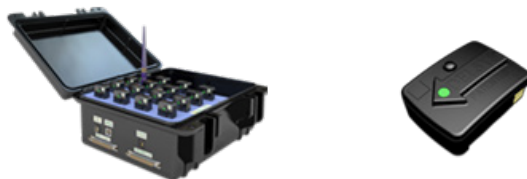


图1 | 信号采集系统
Figure 1 | Signal acquisition system

1.4.2 采集过程 人的下肢肌肉包括股二头肌、股直肌、股外侧肌、股内侧肌、缝匠肌、半腱肌等，根据肌肉的位置、面积和发挥的作用^[22]，选择如下5块肌肉的位置作为表面肌电信号的采集点：腓肠内侧肌 (sEMG1)、腓肠外侧肌 (sEMG2)、胫骨前肌 (sEMG3)、股内侧肌 (sEMG4)、股直肌 (sEMG5)。腓肠内侧肌和腓肠外侧肌控制膝关节和踝关节屈曲，胫骨前肌控制踝关节伸展和足内翻，股内侧肌控制膝关节伸张，股直肌控制膝关节伸张和髋关节屈曲。图2展示了各传感器的放置位置。

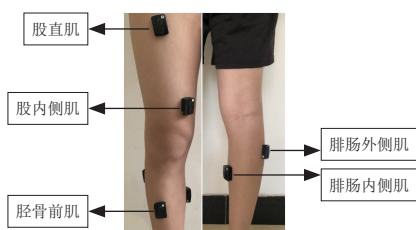


图2 | 人体下肢肌群采集点选择
Figure 2 | Human lower limb muscle collection point selection

根据步态识别的目的，数据采集实验的采集场地应至少包括阶梯、斜面和平地。4名实验人员在如图3所示的实验场地上以上斜坡、下斜坡、上楼梯、下楼梯、平地行走5种步态模式运动，每人每种步态采集30组数据。在采集数据时要对输出图像进行观察，以获得有效表面肌电信号数据。为避免下肢肌肉劳累所带来的不良影响^[23]，1名实验人员每采集5组数据后进行休息，下一名实验人员进行数据采集，采集实验在循环6轮之后结束。



图3 | 实验平台
Figure 3 | Experimental platform

1.4.3 数据处理

(1) 表面肌电信号滤波降噪：人体表面肌电信号的噪声来源包括：①相邻肌肉之间的肌电信号产生的串话噪声；②进行表面肌电信号采集时，因不同实验人员的身体状况产生的个体噪声；③表面肌电信号与心电信号相叠加产生的心电噪声；④电极与皮肤表面发生轻微位移产生的电极移动噪声。根据需要滤除的噪声的频率，对于表面肌电信号的滤波降噪采取巴特沃斯带通滤波和自适应滤波双重滤波的方法。表面肌电信号的主要组成部分是20–450 Hz频段的数据，因此先采用巴特沃斯带通滤波器对原始数据进行处理。然而，肌电信号在经过巴特沃斯滤波后仍然存在与表面肌电信号频

率范围相重叠的噪声信号分量。例如，心电信号的频率范围为5–100 Hz，巴特沃斯带通滤波器无法处理这部分噪声，此时采用梁津国等^[24]设计的一种自适应滤波器再次对信号进行降噪处理。以平地行走时股内侧肌的肌电信号为例，原始信号和两次滤波后信号的对比见图4。

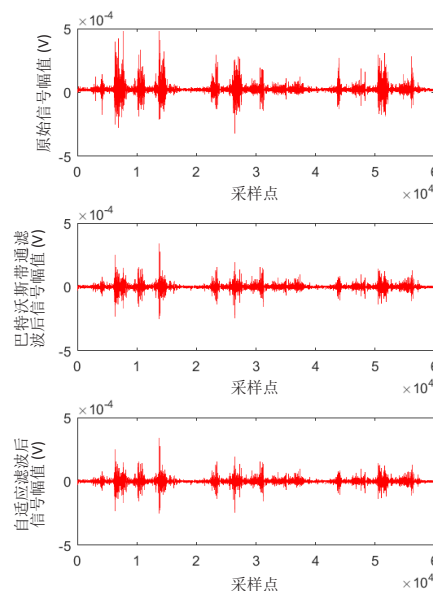


图4 | 表面肌电信号滤波效果
Figure 4 | Effect of filtering of surface electromyography

将巴特沃斯带通滤波器的阶数设置为二阶后，对原始信号进行滤波^[25]，可以观察到原始信号存在很大的噪声污染并且存在基线漂移现象，滤波使其得到了改善。在进行自适应滤波时，将经过巴特沃斯带通滤波后的信号进行一定的延时后作为参考信号输入到自适应滤波器的参考输入端。自适应滤波降噪使心电信号等带来的噪声干扰进一步降低。

(2) 特征提取：在划分步态周期时，根据郝静涵^[26]基于TK能量算子算法进行步态周期划分的研究结论以及实验人员在采集数据时的实时监测结果，发现将步态周期控制在1.5 s最为准确，当采样频率为2 000 Hz时，一个步态周期的采样点个数为3 000。通过观察采集数据波形，设置一个起始点，在起始点之后每3 000个采样点计一个步态周期。在每一个步态周期中对表面肌电信号选取6种特征提取方式，包含1种频域特征和5种时域特征^[27]。

功率谱比值 (power spectrum ratio, PSC) 作为被选用的频域特征反映了不同步态下的收缩力量。 $PSD(f)$ 是功率谱密度函数 (power spectrum density, PSD)，首先获取信号功率谱最大值对应的频率 f_0 ：

$$\frac{dPSD(f)}{df} = 0 \quad (1)$$

若存在多个解，则取 $PSD(f)$ 为最大值时的解。然后计算出功率谱最大值附近指定宽度的面积和功率谱总面积的比，得到功率谱比值，表达式为：

$$PSC = \frac{\int_{f_0-\alpha}^{f_0+\alpha} PSD(f) df}{\int_{-\infty}^{+\infty} PSD(f) df} \quad (2)$$

其中， α 为人为选取的积分范围，取 α 数值为15 Hz。

平均值 (MEAN) 反映了一段表面肌电信号的平均强度。
MEAN 的计算公式如下:

$$MEAN = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(i) \quad (3)$$

零交叉 (ZC) 表征表面肌电信号的强度变化, 表达式为:

$$ZC = \sum_{i=1}^{N-1} \text{sgn}[-x(i) \times x(i+1)] \quad (4)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 0 & x \geq 0 \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

标准差 (STD) 表征信号在运动过程中强度的变化范围, 反映了表面肌电信号偏离平均数值的程度, 表达式为:

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x(i) - MEAN)^2}{n-1}} \quad (6)$$

均方根 (RMS) 反映表面肌电信号的平均功率, 表征了肌肉在一段时间内持续收缩的程度, 表达式为:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x^2(i)} \quad (7)$$

斜率符号变化 (SSC) 反映了表面肌电信号斜率正负交替的次数, 表达式为:

$$SSC = \sum_{i=2}^{n-1} \text{sgn}[x^2(i) \times x(i+1) \times x(i-1)] \quad (8)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 0 & x \geq \text{Threshold} \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

由腓肠内侧肌、胫骨前肌、股外侧肌、股内侧肌、股直肌采集通道的每一个的上述 5 个特征构建特征向量:

$$v = [PSCI, MEAN1, ZC1, \dots, STD5, RMS5, SSC5] \quad (10)$$

1.4.4 基于改进 AdaBoost 算法的强分类器

(1) AdaBoost 算法: 在机器学习的分类算法中, 有监督学习算法的目标是训练出性能出色的分类器, 但有时候能够获得的只是多个有倾向的模型, 即弱分类器, 它们仅在某些方面有良好的表现^[28]。在分类器的设计中, 集成学习的思想为叠加多个弱分类器以得到一个性能更加优良的强分类器。在这个强分类器中, 即使对于一些训练集样本某一个弱分类器的分类结果是错误的, 其余的弱分类器也能将这些训练集样本的错误结果进行纠正^[29-30]。Boosting 是集成学习算法中的重要内容。自适应提升算法 (adaptive boosting, AdaBoost) 作为 Boosting 算法的一类, 是一种迭代算法, 其核心思想为: 将同一个训练集用一种弱分类器进行训练, 然后把这些弱分类器集合起来, 构成一个强分类器^[31-33]。

在 AdaBoost 算法中, 各训练集在第一轮迭代之前被赋予一个相等的初始权重。在训练集各样本被赋予初始权重后,

对所选弱分类器进行训练, 并将训练后的分类器重新应用于训练集得到一次迭代的分类结果。在下一轮迭代开始之前, 对权重进行调整, 具体的方法为: 将训练集中分类错误的样例赋相较于前一次迭代更大的权重, 对分类正确的样例赋相较于前一次迭代更小的权重。也就是说, 在下一轮迭代时要求弱分类器更关注以往迭代中训练失败的训练例。算法在经过有限次数迭代运算的过程中通过拟合残差的方式逐步减小残差, 在迭代结束后, 将每轮迭代的弱分类器叠加为强分类器。

AdaBoost 算法常用来解决二分类问题^[34], 而实验目的为识别人体日常生活中 5 种步态, 该问题是一个多分类问题。受 Bagging 方法中投票机制的启发, 将此次实验的多分类问题转化成二分类问题进行处理。在随机森林算法中, 将决策树用作 Bagging 方法的模型, 针对一个样本聚合随机森林中每棵决策树预测的类别, 再采用投票机制产生最终的分类结果^[35-36]。将投票机制引入到 AdaBoost 算法中, 使得其能够解决多分类问题的具体方法为: 将 5 种步态的数据集两两结合, 形成 10 组新数据集, 每一组数据集都划分为 80% 的训练样本和 20% 的测试样本; 将 10 组数据集中每一组的训练样本输入一个 AdaBoost 二分类器对其进行训练, 得到 10 个 AdaBoost 二分类器; 将测试样本输入 10 个二分类器, 以投票的方式判定该测试样本所属的类别。

应用该算法进行步态识别的流程, 见图 5。

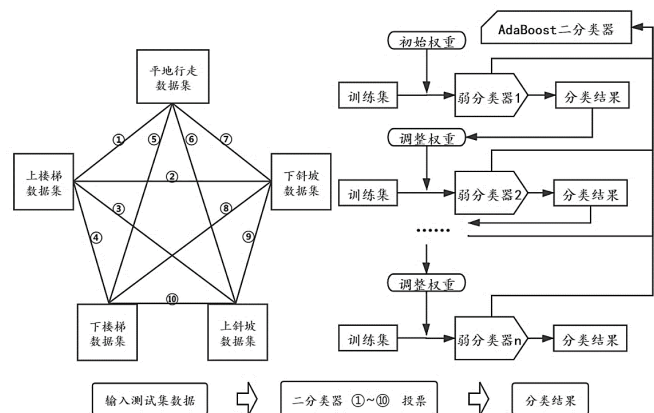


图 5 | 算法结构
Figure 5 | Algorithm structure

(2) 概率神经网络: 弱分类器选取为概率神经网络。概率神经网络在径向基神经网络的基础上融入了贝叶斯决策理论, 可以实现任意非线性逼近^[37], 拥有输入层、隐含层、求和层和决策层这 4 层神经节点, 被广泛地应用于解决模式分类问题。

第一层为输入层, 样本总数为 N , 第 n 个输入样本为 x_n ; 第二层隐含层为径向基层, 每一个输入节点对应唯一一个隐含层节点, 第 i 个类别的第 j 个隐含层节点的径向基函数定义为:

$$\phi_{ij}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^a} e^{-\frac{(x-x_{ij})(x-x_{ij})^T}{\sigma^2}} \quad (11)$$

其中, x_{ij} 为第 i 类样本的第 j 个中心, α 为样本维数, σ 为平滑因子, 其表达式为:

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2N}} \quad (12)$$

其中, d_{\max} 为所选取的中心之间的最大距离。

第三层为求和层, 节点数为类别总数, 其作用为将径向基层属于同一类别的节点的输出做加权平均^[23]:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^L (\phi_{ij}(x_{mi}) \omega_{ni})}{L} \quad (13)$$

其中, c_i 为第 i 类的输出, L 为第 i 类神经元的个数, ω_{ni} 经过归一化处理。

第四层决策层取所有求和层节点输出中最大的一个作为输出的类别:

$$y = \operatorname{argmax}(c_i) \quad (14)$$

在概率神经网络中, 需要训练的参数为: 隐函数中径向基函数的中心和隐含层与求和层间的权值。对这两个参数进行训练采用梯度下降法。定义输入第 n 个训练样本的输出结果与期望之间的误差为:

$$e_n = t_n - \sum_{j=1}^L \omega_{mj} \phi(\|x_n - x_{ij}\|_{c_i}) \quad (15)$$

则训练过程中第 m 次迭代的代价函数为:

$$E(m) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N e_n^2 \quad (16)$$

其中, 采用梯度下降法, 得到第 $m+1$ 次迭代时隐含层与求和层之间的权值的计算公式为:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \omega_m(n)} = \sum_{n=1}^N e_n(m) \phi(\|x_n - x_{ij}\|_{c_i}) \quad (17)$$

$$\omega_m(m+1) = \omega_m(m) - \eta_1 \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_m(n)} \quad (18)$$

隐含层节点的中心的计算公式为:

$$x_{ij}(m+1) = x_{ij}(m) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial x_{ij}(n)} \quad (19)$$

其中, 取学习率 $\eta_1 = \eta_2 = 0.1$, 网络共学习调整 5 000 次。

(3) AdaBoost 强分类器: 假设要获取的弱分类器的个数为 K , 将弱分类器写为 $G_k(x)$, 第 k 个弱分类器的第 n 个训练样本的权值为 $\omega_n(k)$, 将第 1 个弱分类器权值初始化为:

$$\omega_n(1) = \frac{1}{N}, n = 1, 2, \dots, N \quad (20)$$

在 K 次迭代中, 每一次迭代, 均按照如下的流程进行:

再使用带有权值的训练集进行训练, 得到弱分类器 $G_k(x)$ 后, 计算弱分类器对于样本训练集的分类错误率:

$$\varepsilon_k = \sum_{n=1}^N \omega_n(k) I(G_k(x_n) \neq y_n) \quad (21)$$

计算该第 k 弱分类器在强分类器中所占的比重:

$$\alpha_k = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \varepsilon_k}{\varepsilon_k} \quad (22)$$

更新样本训练集的权值:

$$\omega_n(k+1) = \frac{\omega_n(k)}{z_k} e^{-\alpha_k y_n G_k(x_n)}, n = 1, 2, \dots, N \quad (23)$$

其中, z_k 是归一化因子, 其作用是使得样本概率分布的和为 1, 表达式为:

$$z_k = \sum_{n=1}^N \omega_n(k) e^{-\alpha_k y_n G_k(x_n)} \quad (24)$$

在 K 次迭代结束之后, 将得到的 K 个弱分类器组合得到 10 个强分类器中的 1 个, 表达式为:

$$F(x) = \sum_{k=1}^K \operatorname{sign}(\alpha_k G_k(x)) \quad (25)$$

在得到 10 个分类器之后, 将测试样本输入产生 10 个分类结果, 此时采用投票机制选择出最终的分类类别。若出现 2 个及以上类别投票数相同的情况, 则可将其划分为最高票数相等的类别中的任意一个。由于这种可能出现的概率很小而且测试集数据量足够大, 这种可能性仅对最终的识别准确率产生微弱的影响。

2 结果 Results

首先, 将 5 种步态的数据集输入至如图 5 所示的分类器中, 得到改进 AdaBoost 算法的识别结果, 计算平地行走、上斜坡、下斜坡、上楼梯、下楼梯的识别准确率分别为 92.2%, 90.5%, 88.7%, 86.9%, 92.3%。改进 AdaBoost 算法取得了 90.2% 的平均识别准确率, 平地行走步态和下楼梯步态的识别准确率最高, 上楼梯步态的识别准确率最低, 但总体相差不超过 6%, 算法对各个步态模式的识别均取得理想效果。其次, 为了验证 AdaBoost 算法的优越性, 将识别结果与单独使用概率神经网络所得识别结果进行对比, 见图 6。

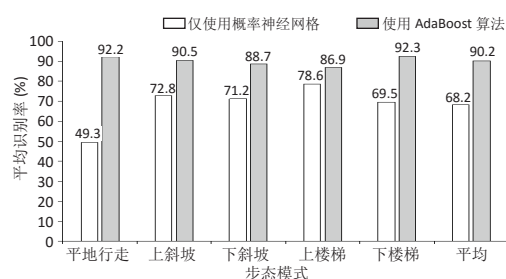


图 6 | 两种情况识别率对比
Figure 6 | Comparison of recognition rate in two conditions

改进 AdaBoost 分类器将各种步态的识别率提高, 该算法解决了弱分类器存在偏好的问题, 使平地行走步态的识别效果得到改善。单独使用概率神经网络进行分类时, 平地行走步态的识别率非常低, 仅有 49.3%, 与其余步态的识别率差距较大, 可见弱分类器往往对某种分类结果有一定程度的倾向。在把弱分类器按照改进 AdaBoost 算法的规则进行训练并集成起来之后, 输入预测集进行识别得到结果, 步态平均识别率由 68.2% 提高至 90.2%, 各步态识别率之间的差值缩小到 6% 以内。

最后, 验证使用概率神经网络作为弱分类器的合理性。选用 BP 神经网络、决策树、支持向量机作为弱分类器进行对比, 同时将仅使用单个弱分类器所得准确率与使用改进 AdaBoost 算法所得识别准确率进行对比, 见图 7。

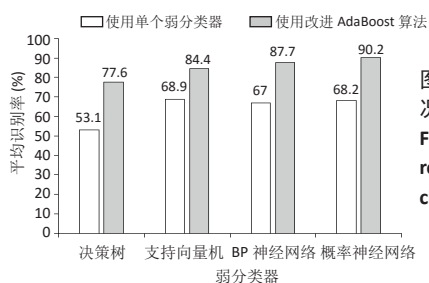


图 7 | 四种弱分类器两种情况下的识别率对比

Figure 7 | Comparison of recognition rate of four weak classifiers in two conditions

在所选取的 4 种弱分类器中, 概率神经网络作为改进 AdaBoost 算法的弱分类器优势得到体现。仅使用弱分类器时, 支持向量机的识别率为 68.9%, 略高于概率神经网络的识别率。然而, 选取支持向量机作为改进 AdaBoost 算法的弱分类器时的平均识别率为 87.7%, 低于以概率神经网络为弱分类器得到的结果。同时, 4 种弱分类器的识别率均低于对应的强分类器这一点再次印证了改进 AdaBoost 算法相较于仅使用弱分类器的优越之处。

3 讨论 Discussion

表面肌电信号可以实时反映人体运动意图, 以表面肌电信号为中心开展的步态识别工作已经取得了丰硕的成果。随着人工智能算法种类的丰富和性能的提高, 步态识别算法也日渐多样化。该研究采集了人体的下肢表面肌电信号, 将 AdaBoost 算法进行改进, 对人体步态进行了识别, 其主要创新点包括以下 2 个方面: ①以概率神经网络为 AdaBoost 算法的弱分类器。传统的 AdaBoost 算法以决策树为弱分类器, 将决策树更换为概率神经网络后取得更高的识别率的本质为概率神经网络在采用表面肌电信号进行步态识别时的性能优于决策树, 也优于支持向量机、BP 神经网络等其余常见分类算法, 这得益于概率神经网络相对优越的非线性逼近功能, 概率神经网络的本质是径向基神经网络, 其隐含层采用径向基函数, 考虑到了不同样本的交错影响, 容错性强, 在保证样本数量足够多的情况下, 概率神经网络都可收敛, 不会像 BP 神经网络那样出现局部最优解。②将 AdaBoost 算法应用于多分类问题。步态识别是一个多分类问题, 因此需要建立

一种多分类器。该研究利用投票机制构建多分类器的形式解决了传统的 AdaBoost 分类器只能用于二分类的问题, 成功地将所提出的算法应用在步态识别问题上, 并充分体现了其效用。然而, 在引入投票机制后难免会出现某 2 种或更多类别得票数一样的情况, 这是影响该改进分类器识别准确率的主要因素之一。

随着传感器性能的提升和种类的多样化, 使用多种传感器所采集的多源信息作为基础进行人体运动意图识别的方法或将取得更好的分类效果^[38-40]。因此, 下一步的工作将对以多源信息作为特征来源的识别技术进行研究。

结论: 该研究利用下肢表面肌电信号, 基于以概率神经网络为弱分类器的改进 AdaBoost 算法对人体步态进行了识别, 证明了 AdaBoost 算法在步态识别上的有效性以及概率神经网络作为其弱分类器的优势, 可具体得出以下结论: 第一, 利用弱分类器集成的 AdaBoost 强分类器的识别效果明显优于单独使用弱分类器的识别效果; 第二, 改进 AdaBoost 分类器不仅将各种步态的识别率提高, 而且缩小了不同步态模式识别准确率之间的差距; 第三, 使用概率神经网络作为弱分类器改进 AdaBoost 分类器的分类效果优于以决策树、支持向量机、BP 神经网络为弱分类器时的分类效果, 并且改进 AdaBoost 分类器对概率神经网络识别率的提升效果最显著。

作者贡献: 实验设计为王婕和赵伟明, 实验实施为张高巍, 实验评估为杨鹏, 资料收集为孙建军, 文章撰写为赵伟明和王婕。

经费支持: 该文章接受了“河北省自然科学基金(F2019202369)”的资助。所有作者声明, 经费支持没有影响文章观点和对研究数据客观结果的统计分析及其报道。

利益冲突: 文章的全部作者声明, 在课题研究和文章撰写过程中不存在利益冲突。

机构伦理问题: 该研究的实施符合河北工业大学伦理委员会的要求。

知情同意问题: 所有受试者对测试方案知情同意。

写作指南: 该研究遵守国际医学期刊编辑委员会《学术研究实验与报告和医学期刊编辑与发表的推荐规范》。

文章查重: 文章出版前已经过专业反剽窃文献检测系统进行 3 次查重。

文章外审: 文章经小同行外审专家双盲外审, 同行评议认为文章符合期刊发稿宗旨。

文章版权: 文章出版前杂志已与全体作者授权人签署了版权相关协议。

开放获取声明: 这是一篇开放获取文章, 根据《知识共享许可协议》“署名-非商业性使用-相同方式共享 4.0”条款, 在合理引用的情况下, 允许他人以非商业性目的基于原文内容编辑、调整和扩展, 同时允许任何用户阅读、下载、拷贝、传递、打印、检索、超级链接该文献, 并为之建立索引, 用作软件的输入数据或其它任何合法用途。

4 参考文献 References

- [1] VU HTT, GOMEZ F, CHERELLE P, et al. ED-FNN: A New Deep Learning Algorithm to Detect Percentage of the Gait Cycle for Powered Prostheses. *Sensors (Basel)*. 2018;18(7):2389.
- [2] 孟琳, 董洪涛, 侯捷, 等. 面向下肢康复的柔性外骨骼机器人进展研究[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(6):1-13.

- [3] JOO SY, LEE SY, CHO YS, et al. Clinical Utility of an Exoskeleton Robot Using 3-Dimensional Scanner Modeling in Burn Patient: A Case Report. *J Burn Care Res.* 2021 Apr 21;irab060. doi: 10.1093/jbcr/irab060. Online ahead of print.
- [4] LANGHORNE P, BERNHARDT J, KWAKKEL G. Stroke rehabilitation. *Lancet.* 2011;377(9778):1693-1702.
- [5] AHN KK, NGUYEN HTC. Intelligent switching control of a pneumatic muscle robot arm adopting learning vector quantization neural network. *Mechatronics.* 2007;17(4-5):255-262.
- [6] LI Z, HUANG Z, HE W, et al. Adaptive impedance control for an upper limb robotic exoskeleton using biological signals. *IEEE Trans Industr Electr.* 2017;64(2):1664-1674.
- [7] PHUKPATTARANONT P, THONGPANJA S, ANAM K, et al. Evaluation of feature extraction techniques and classifiers for finger movement recognition using surface electromyography signal. *Med Biol Eng Comput.* 2018;56(12):2259-2271.
- [8] 陈玲玲, 杨鹏, 耿艳利, 等. 基于肌电信号的膝关节力矩识别方法 [J]. 中南大学学报 (自然科学版), 2013, 44(S2):117-121.
- [9] 张燕, 郜鑫, 陈玲玲, 等. 基于随机森林算法的地形识别系统在主动型膝上假肢控制中的应用 [J]. 中国组织工程研究, 2015, 19(53): 8609-8614.
- [10] 王蒙, 陈玲玲, 耿艳利, 等. 基于有限状态机的智能下肢假肢控制 [J]. 中国组织工程研究, 2012, 16(26):4756-4759.
- [11] 龚思远, 杨鹏, 宋亮, 等. 基于迭代学习控制智能下肢假肢研制: 实现了对健肢步速的跟随 [J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(13):2295-2298.
- [12] PURUSHOTHAMAN G, VIKAS R. Identification of a feature selection based pattern recognition scheme for finger movement recognition from multichannel EMG signals. *Australas Phys Eng Sci Med.* 2018; 41(2):549-559.
- [13] LONG Y, DU Z, CONG L, et al. Active disturbance rejection control based human gait tracking for lower extremity rehabilitation exoskeleton. *ISA Trans.* 2017;67:389-397.
- [14] KRASOULIS A, KYRANOU I, ERDEN MS, et al. Improved prosthetic hand control with concurrent use of myoelectric and inertial measurements. *J Neuroeng Rehabil.* 2017;14(1):71.
- [15] YANG DP, GU YK, LIU RQ, et al. Dexterous motion recognition for myoelectric control of multifunctional transradial prostheses. *Adv Robotics.* 2014;28(22):1533-1543.
- [16] WU Y, JIANG D, LIU X, et al. A Human-Machine Interface Using Electrical Impedance Tomography for Hand Prosthesis Control. *IEEE Trans Biomed Circuits Syst.* 2018;12(6):1322-1333.
- [17] GAO F, TIAN T, YAO T, et al. Human Gait Recognition Based on Multiple Feature Combination and Parameter Optimization Algorithms. *Comput Intell Neurosci.* 2021;2021:6693206.
- [18] ANAM K, AL-JUMAILY A. Evaluation of extreme learning machine for classification of individual and combined finger movements using electromyography on amputees and non-amputees. *Neural Netw.* 2017;85:51-68.
- [19] 周枚林. 基于人体下肢肌电信号的复杂步态识别与步长估计研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
- [20] 罗莎, 夏国恩, 朱新琰. 改进 Adaboost 算法的人体步态识别方法 [J]. 控制工程, 2018, 25(7):1312-1317.
- [21] 郭欣, 王蕾, 宣伯凯, 等. 基于有监督 Kohonen 神经网络的步态识别 [J]. 自动化学报, 2017, 43(3):430-438.
- [22] STAGSTED RAW, RAMARI C, SKJERBAEK AG, et al. Lower extremity muscle power- A critical determinant of physical function in aging and multiple sclerosis. *Exp Gerontol.* 2021;150:111347.
- [23] DING Z, YANG C, WANG Z, et al. Online Adaptive Prediction of Human Motion Intention Based on sEMG. *Sensors (Basel).* 2021;21(8):2882.
- [24] 梁津国, 罗二平, 申广浩, 等. 基于自适应滤波器的表面肌电信号消噪方法研究 [J]. 中国医学物理学杂志, 2008(3):679-681.
- [25] VALLERY H, BURKGART R, HARTMANN C, et al. Complementary limb motion estimation for the control of active knee prostheses. *Biomed Tech (Berl).* 2011;56(1):45-51.
- [26] 郝静涵. 基于 SEMG 信号及加速度信号的步态辨识研究 [D]. 石家庄: 河北工业大学, 2019.
- [27] 俞毕洪. 基于表面肌电信号的穿戴式人体行为识别系统 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [28] WANG W, SUN D. The improved AdaBoost algorithms for imbalanced data classification. *Information Sciences.* 2021;563:358-374.
- [29] 于玲, 吴铁军. 集成学习: Boosting 算法综述 [J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(1):52-59.
- [30] 徐继伟, 杨云. 集成学习方法: 研究综述 [J]. 云南大学学报 (自然科学版), 2018, 40(6):1082-1092.
- [31] 张松. 基于 SVM 和 Adaboost 的多分类算法研究 [D]. 济南: 山东师范大学, 2019.
- [32] 杨新武, 马壮, 袁顺. 基于弱分类器调整的多分类 Adaboost 算法 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(2):373-380.
- [33] PANG J, ZHAO Z. Real-time Monitoring of Fluidized Bed Agglomerating based on Improved Adaboost Algorithm. *Journal of Physics Conference Series.* 2021;1924(1):012026.
- [34] TANG D. Fault Diagnosis Method of Power Transformer Based on Improved PNN. *Journal of Physics Conference Series.* 2021;1848(1):012122.
- [35] SHANMUGAM P, RAJA J, PITCHAI R. An automatic recognition of glaucoma in fundus images using deep learning and random forest classifier. *Applied Soft Computing.* 2021;109:107512.
- [36] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述 [J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3):32-38.
- [37] 李婉婉, 李国宁. 基于 GMM 聚类和 PNN 的道岔故障诊断研究 [J]. 控制工程, 2021, 28(3):429-434.
- [38] KIM J, WAGNER J, REHM M, et al. Bi-channel Sensor Fusion for Automatic Sign Language Recognition. *Netherlands: 2008 8th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition.* 2008:647-652.
- [39] LI Y, CHEN X, ZHANG X, et al. A sign-component-based framework for Chinese sign language recognition using accelerometer and sEMG data. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2012;59(10):2695-2704.
- [40] 曹祥红, 刘磊, 杨鹏, 等. 利用多源信息和极限学习机的人体运动意图识别 [J]. 传感技术学报, 2017, 30(8):1171-1177.

(责任编辑: MZH, ZN, ZH)