

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905757

基于 LMS-随机森林的肌电信号下肢动作快速分类*

石 欣, 范智瑞, 张杰毅, 徐淑源, 蔡建宁
(重庆大学自动化学院 重庆 400044)

摘 要:表面肌电信号(sEMG)发生于动作之前,可以在动作活动时提前预测其活动意愿,但传统的分类方法往往存在实时性与准确性难以兼容的问题。为了使得肌电信号能够更好地运用于机器设备,提出一种 LMS-随机森林肌电信号快速动作分类方法,对下肢动作屈髋屈膝、屈髋伸踝、屈膝屈踝、伸膝伸踝进行动作分类与模式识别。相比于传统的分类算法,研究只需采集动作前 120 ms 数据进行分类,利用 LMS 进行滤波,并且给原始数据赋予相应权重,其权重代表数据特征的重要程度,改善了传统表面肌电信号分类的实时性不足问题,为人体与外骨骼设备融合提供了解决方案。实验结果表明,相比于传统的支持向量机,反向传播神经网络等算法中,算法耗时间较短,速度为线性围栏法的 7.8 倍,具备较高的准确度与稳定性,识别精度为 97.3%。

关键词:表面肌电信号;特征提取;肌肉选取;随机森林;运动信号识别

中图分类号: TH70 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Rapid classification of lower limb movements of EMG signals based on LMS-random forest

Shi Xin, Fan Zhirui, Zhang Jieyi, Xu Shuyuan, Cai Jianing
(School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Surface electromyography (sEMG) occurs before the action. When the action is active, its willingness can be predicted in advance. However, traditional classification methods usually face problems that real-time and accuracy are difficult to be compatible. To make the EMG signal better applied to the machine and equipment, this paper proposes a fast action classification method for the LMS-random forest EMG signal. It can classify and identify knee bend, hip bend, knee bend, knee bend and knee stretch. Compared with the traditional classification algorithm, this study only needs to collect the data before 120 ms for classification. LMS is used to filter and assign corresponding weight to the original data. Its weight represents the importance of data features. In this way, the classification of traditional surface EMG signals can be improved. The lack of real-time performance provides a solution for the integration of human and exoskeleton devices. Compared with the traditional support vector machine, back propagation neural network and other algorithms, experimental results show that the proposed algorithm takes less time and the speed is 7.8 times that of the linear fence method. It has high accuracy and stability, and the recognition accuracy is 97.3%.

Keywords: surface electromyography; feature extraction; muscle selection; random forest; motion signal recognition

0 引 言

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是动作电位(motor unit action potential, MUAP)在肌肉纤维和细胞组织中传导叠加的综合结果^[1]。sEMG 由于具有拾取方便并且无创伤性等特点,被广泛应用于肢体运动

康复医疗领域当中^[2-3]。肌电信号发生于动作之前,可以在动作活动时提前预测其活动意愿^[4],因此将表面肌电信号运用于动作识别并控制外骨骼系统,使得人与外骨骼系统更好融合。

目前,肌电信号进行动作行为模式识别分类是研究难点,Smith 等^[5]提取手臂 4 通道 sEMG 信号的 AR 特征,使用高斯分类器识别 4 种动作进行分类,分类结果达到

收稿日期:2019-10-25 Received Date: 2019-10-25

* 基金项目:国防科技创新特区(18-H863-31-ZD-002-002-05)项目资助

90%。孙承奎等^[6]从 sEMG 频域角度与 Elman 神经网络进行融合对 4 种类动作行为进行分类,平均准确率达到 92.5%。AlOmari 等^[7]利用小波变换与泛化神经网络 (generalized regression neural network, GRNN) 识别率达到 94%。Magatani 等^[8]利用支持向量机 (support vector machine, SVM) 方法对动作分类识别,分类精度达到 95.59%。

为了更好的实现人机融合,进一步提高准确率与算法的实时性仍然是研究重点。近年来, Babita 等^[9]提出的 linear SVM 模型,采用小波包做数据预处理,分类精度达到百分之 91.1%。Yang 等^[10]提出基于小波包变换数据特征处理下的优化 SVM 模型,分类精度达到 90.33%。Sui 等^[11]提出的基于小波包系数的能量和方差作为数据预处理,并且配合改善型 SVM 模型进行分类,其精度达 90.66%。

为达到更好的人机融合效果,需在保证分类精度的情况下,提升实时性。文献[12]指出,肌电信号优先产生于人体动作约 30~150 ms,成为运动意图估计较为理想的选择。但为了追求迅速,只取前 120 ms 内的数据进行动作判断,会导致特征点的缺失,尤其在下肢多关节动作中,存在着某几个动作重复使用相同关节,对分类干扰大,出现分类结果准确率低的问题。因此,利用肌电信号先于动作 150 ms 内的物理属性,解决在动作发生前的 150 ms 内所采集到的肌电信号内准确迅速地完成任务分类问题,在人机融合与外骨骼控制显得尤为重要。

本文提出的基于 LMS-随机森林 (least mean square random forest, LMS-RF) 方法在数据预处理方面相比于传统的 SVM 和时频域分析法要迅速,且只采集动作行为的前 120 ms 数据用于训练,并将其运用于人体运动多关节中的 4 个动作:屈髋屈膝、屈髋伸踝、屈膝屈踝、伸膝伸踝。通过相关实验证明,在实时性上,相比于传统的 SVM, BP 神经网络等算法,时间较短;在准确率上,相比于传统的四动作分类准确率较好,平均达到了百分之 97.3%,且模型鲁棒性强。

1 数据预处理

1.1 数据采集

1) 肌电信号的数据采集

本文利用英国 Biometrics 公司研发 Biometrics ltd. 表面肌电采集系统对五位受试者进行表面肌电信号的采集,为避免因为采样频率过高而掺杂不必要的污染噪声,所以将采样频率为 500 Hz。5 名受试者均为成年健康男性,年龄在 21~25 岁之间,体脂率 $16 \pm 3\%$, 身高 170 ± 5 cm。

对 5 名测试者分别进行如下 4 个动作,第 1 组为屈

髋屈膝,受试者首先保持站立状态,然后髋关节与踝关节从直立放松状态到弯曲状态,并且保持,直到记录数据完成。第 2 组屈髋伸踝,受试者保持站立状态,然后抬腿勾起脚尖,保持髋关节弯曲,踝关节伸展直到数据记录完成。第 3 组屈膝屈踝,受试者从站立状态开始,用力踮起脚尖,保持着膝关节与踝关节同时弯曲,直到测试结束。第 4 组为伸膝伸踝,受试者从站立状态,朝着前方勾脚前伸,保持着膝关节和踝关节伸展状态,直到测试完成。其具体动作如图 1~4 所示。



图 1 屈髋屈膝

Fig. 1 Bend hips and knees



图 2 屈髋伸踝

Fig. 2 Bend hips and ankle extension



图 3 屈膝屈踝

Fig. 3 Bend knees and bend ankle



图4 伸膝伸踝

Fig. 4 Knees extension and ankle extension

在本实验中,本文使用10块肌电信号传感器对受试者进行肌电信号采集,其中10块表面肌电信号传感器位于人体下肢10块肌肉上,分别为缝匠肌(SR)、股直肌(RF)、股外侧肌(VL)、股内侧肌(VM)、股薄肌(GC)、股二头肌(BF)、半腱肌(ST)、半膜肌(SM)、外侧腓肠肌(LG)以及内侧腓肠肌(MG)。

2) sEMG 数据采样

为了保证实验测试者的动作规范且尽量降低反应时间干扰,测试者在动作之前,经过训练,确保动作相对规范,采取听取指令的方式进行测试,每个动作采取放松——动作——放松的周期性进行采样。为了保证肌电信号识别判断的实时性,每个动作只取动作前120 ms数据作为训练样本制作实验训练集。为了保证样本数量,提升模型的泛化性,为了避免训练者产生疲劳等其他客观的干扰因素,故每次每个动作采样30次,一共采样6天,每人每个动作共计180组数据样本进行训练。

1.2 数据预处理

1) 50~300 HZ 带通滤波

肌电信号主要噪声影响为白噪声与工频干扰,其中频段处于50~300 Hz频段的肌电信号更趋近于真实的肌电信号,因此将得到的肌电信号首先通过50~300 Hz巴特沃斯带通滤波器。原始肌电信号如图5所示,滤波后肌电信号如图6所示。

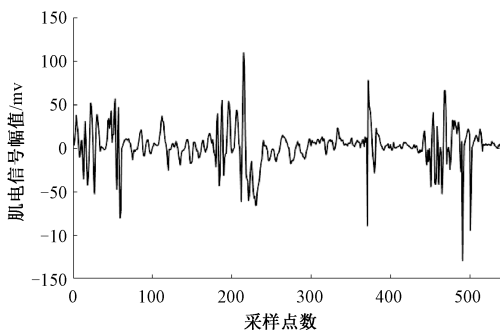


图5 原始的肌电信号

Fig. 5 Original myoelectric signals

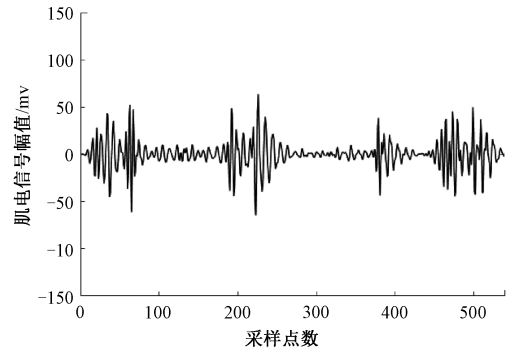


图6 滤波之后的肌电信号

Fig. 6 Filtered myoelectric signals

由图5和6的幅值变化可以看出,原始的sEMG信号具有很大的噪声污染,滤波之后可以得到真实的sEMG信号。

2) LMS 自适应降噪滤波算法

LMS自适应滤波常用于检测平稳与非平稳的语音信号,算法易于实现,自学习与自跟踪能力较强^[13]。因此为保证在极短的时间内完成肌电信号的处理与特征提取,本文采用LMS自适应变步长降噪算法。文献[14]提出一种LMS滤波算法,算法结构如图7所示。

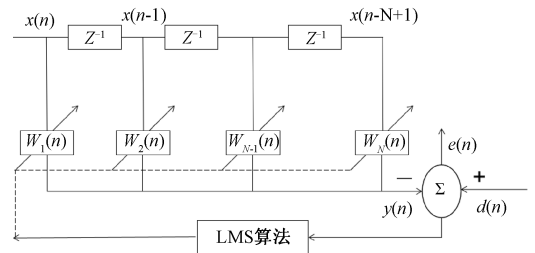


图7 自适应滤波器结构

Fig. 7 Adaptive filter structure

LMS自适应滤波算法中, $X(n)$ 代表输入信号, $y(n)$ 表示输出信号, $d(n)$ 表示期望响应, w 为权重系数,并且定义误差信号 $e(n)$ 。

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{W}^T \mathbf{X}(n) \quad (1)$$

因此可以求解出误差信号的二次方为:

$$e^2(n) = d^2(n) - 2d(n)\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w} + \mathbf{w}^T \mathbf{X}(n)\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w} \quad (2)$$

首先本文可以假设 $e(n)$ 、 $d(n)$ 与 $X(n)$ 是统计平稳的,因此可以求得其均方差为:

$$E\{e^2(n)\} = E\{d^2(n)\} - 2E\{d(n)\mathbf{X}^T(n)\}\mathbf{w} + \mathbf{w}^T E\{\mathbf{X}(n)\mathbf{X}^T(n)\}\mathbf{w} \quad (3)$$

求得:

$$E\{e^2(n)\} = E\{d^2(n)\} - \mathbf{R}_{sd}^T \mathbf{w}_{opt} \quad (4)$$

想要求解 R_{sd} 与 R_{xx} 的值,可以采用最抖下降法实现最佳值优化搜索,在搜索开始的时候,设置 w 的值,沿 w

的负梯度开始进行搜索,其迭代公式为:

$$w(n+1) = w(n) + u[-\nabla(n)] \quad (5)$$

式中: u 为收敛系数或者步长。

由上述公式推导可得整个 LMS 算法流程。

(1) 初始化

设定滤波器的初始参数 $w=0$, 并且对每一个采样时刻($n=1, 2, \dots, N$) 开始进行迭代, 并且循环重复执行步骤(2)~(4)。

(2) 求解出滤波器输出估计值。

$$y(n) = \sum_{i=1}^N w(i)x(n-i-1) \quad (6)$$

(3) 将式(6)代入式(1)可以求解出 $e(n)$ 。

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (7)$$

(4) 根据式(5)所示迭代公式, 更新下一时刻的权重。

$$w(n+1) = w(n) + 2ue(n)x(n) \quad (8)$$

由式(8)所示迭代公式 $w(n+1) = w(n) + 2ue(n)x(n)$ 可以看出, 在 LMS 算法收敛过程中, u 影响到算法的收敛速度, 且与算法的稳态误差有很大的影响。

因此, 为达到算法实时性要求, 文献[14]提出了一种变步长算法, 其中 u 的值为:

$$u(n) = \beta \left(\frac{3}{1 + e^{(-\alpha(e(n)e(n-1)))^{1/2}}} - 0.5 \right) \quad (9)$$

经过试验测试, 可以得到 $\alpha=0.75, \beta=0.12$ 从而完成 LMS 迭代算法。

将本算法用于肌电信号处理后效果如图 8~9 所示。

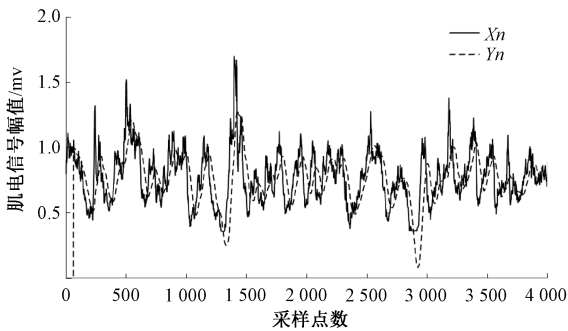


图 8 原始信号 X_n 和预测信号 Y_n

Fig. 8 Original signal X_n and processing signal Y_n

图 8 中, X_n 为原始的 sEMG 信号; Y_n 为滤波之后的信号输出, 由图 8 可以明显地看到, 曲线更加平滑, 能够有效滤掉噪声。

在式(7)中, 利用滑动窗口法, 将滑动窗口内的均值视为算法的期望值 $d(n)$, 并且根据期望值与实际滤波后的输出值的误差, 来调节整个滤波器的权重, 以达到自适应的效果。由算法可知, 步长因子 μ 正比于算法的收敛速度, 但是由于本文应用于肌电信号动作分类的数据量

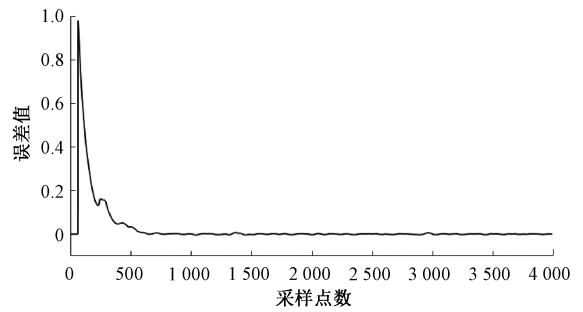


图 9 处理信号 y_n 与期望信号 d_n 之间的误差 e_n

Fig. 9 Error e_n between processing signal y_n and desired voltage d_n

并不是很大, 采用定步长算法能够有效地提升算法速度, 具备较高的实时性。

3) 随机森林模型原理

随机森林(random forest, RF)属于 Bagging 算法的一种^[15], 首先在整个随机森林中, RF 选取 CART 作为弱分类器, 在每一棵树选取特征的时候, 都会随机的选择少部分的特征, 文献[16]给出特征选择公式, 如式(10)所示。

$$n = \log_2 N \quad (10)$$

式中: n 为随机选取的特征数; N 为总特征数。

因为肌电信号属于离散信号, CART 在面对离散信号的时候是一个分类树, 能够较好地处理分类问题。对于随机森林而言, 在特征选择方面, 主要采用基尼系数的特征选择。基尼系数的特征选择标准是每个子节点达到最高的纯度, 使得所有子节点均属于同一分类时, 此时基尼系数最小, 纯度最高, 不确定性最小。

假设总共存在 K 类样本, 其中某一类样本属于第 K 类的概率为 P_k , 可得其基尼系数为:

$$G_{ini}(p) = \sum_{k=1}^K p_k(1-p_k) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (11)$$

由式(8)可以看出, 基尼系数与概率的不确定性成正比, 不确定性越大; 基尼系数越大, 基尼系数越小则不确定性越小, 整个决策树分类效果越好。

由于随机森林在特征值的选取上采用随机的方法, 使得其具备一定的抗噪声的能力, 其次随机森林属于无需规范化, 并且训练速度快, 可以运用于大规模的数据集上。

2 LMS-随机森林算法

2.1 算法公式推导

利用 Bootstrap 方法对原始数据样本进行抽样, 每个样本未被抽取的概率为 $(1-1/s)s$, 其中 s 为样本的数量,

当样本数量足够大的时候,未被抽取的概率 P 约为 36.8%^[17]。

经过抽取得到的样本为 $S(S_1, S_2, S_3, \dots, S_n)$, n 为样本数量。

将样本 S 代入 LMS 算法中计算,由式(6)和(7)可以求解出滤波后信号 y_n 。

针对任一样本 S_i ,可以得到其每个采样点数据 X 为 $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$,可得滤波后数据 Y 为:

$$(y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)。$$

可求得样本中单个数据点误差为:

$$e_i = |x_i - y_i| \quad (12)$$

将其求和,可以得到整体误差 E 为:

$$E = \sum_{i=1}^n e_i \quad (13)$$

从而可以求得每个采样点的加权系数 λ_i

$$\lambda_i = 1 - \frac{e_i}{E} \quad (14)$$

从而求得改进后的样本数据 X' ,

$X' = (\lambda_1 x_1, \lambda_2 x_2, \lambda_3 x_3, \dots, \lambda_n x_n)$, 将其代入随机森林算法中进行分类求解。

2.2 RF 随机森林模型

为了使得人体与外骨骼设备融合更好,在肌电信号动作 150 ms 内能够达到有效的识别,本文提出了一种 LMS 与随机森林融合算法,算法步骤如下。

1) 原始表面肌电信号 (sEMG) 进入 50~300 Hz 巴特沃斯带通滤波器滤波,去除掉工频噪声干扰,得到降噪之后的表面肌电信号。

2) 将带通滤波后的肌电信号,输入 LMS 自适应滤波器,得到滤波后的信号 $y(n)$ 。

3) 通过公式 $e(n) = d(n) - y(n)$,可以求得 $e(n)$ 的值。

4) 将所有采样点得到的 $e(i)$ 求和,然后求其平均值,得到每个采样点的系数 λ_i ,其中 i 为第 i 个采样点。

5) 由每个采样点的系数 λ_i 可以得到新的含有权重数据样本从而作为随机森林算法的输入值。

为了更高的实时性,输入的原始 sEMG 信号只采集开始前 120 ms 数据,采样点较少,具备的特征值有限。在使用传统的滤波算法时,在除去噪声的同时,可能会存在丢弃部分特征点,使得样本的特征点更少,不利于随机森林分类。

为了解决上述问题,保存更多的特征量能够进入到随机森林中分类,达到准确性与实时性的平衡。本研究引入每个采样点的系数 λ_i ,且 $e(i)$ 由 LMS 算法求解,若是 $e(i)$ 较大,则意味着该点原始数据蕴含较大噪声,使得采样点系数 λ_i 较大,从而能够有效地舍弃一些无用的特征点,进而能够达到特征点优选,使得随机森林分类更迅速准确。

3 实验

3.1 实验准备

本文中用于处理数据的硬件平台是台式电脑,其处理器是 Intel Core i5-8500 @ 3.00 GHz 6 核,内存为 8 GB,处理软件为 MATLAB R2018a,采用 10 块肌电传感器,分别粘贴于人体 10 块肌肉处进行数据采集。

为了评估 LMS-RF 算法在人体行为多关节分类中的效果,本文将 8 人共计 1 600 组数据集划分成为训练集与测试集,如表 1 所示:

表 1 划分训练集与测试集

Table 1 Dividing the training set and test set

变量	训练集	测试集
数据量	1 120	480
比例/(%)	70	30

实验采用 8 阶巴特沃斯带通滤波器,将数据集打好标签后,送入 LMS-RF 模型中进行训练。

3.2 运算效率

在表面肌电信号运处理方面,常见的方法有时域分析、频域分析和时频域分析法,本文选取 5 种常见的时频域分析法以及线性围栏法^[18] (linear fencing, LF) 以及能量离散核计数法^[19] (discrete box counting, DBC), 阈值矩阵计数法^[20] (threshold matrix count, TMC) 进行比较,具体的算法运算效率如图 10 所示,其中 LF 与 DBC 数据来源于文献[21]。

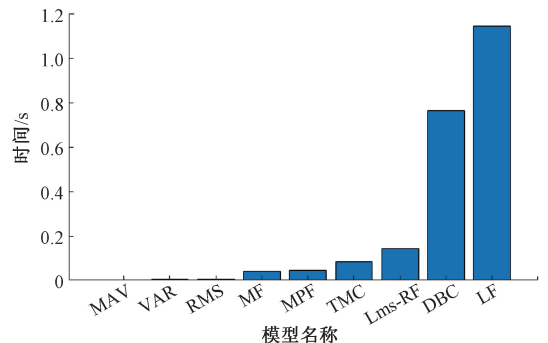


图 10 各类 sEMG 信号提取算法运算时间

Fig. 10 Calculation time of various sEMG signal extraction algorithms

图 10 所示为多种表面肌电信号 (sEMG) 经过不同算法处理所需要耗时间对比。实验使用的肌电信号采集设备采集频率为 500 Hz,输入模型数据为 600 个点,约 1.2 s 完整动作 sEMG 信号,分别采集 10 次,取每次的平

均值进行对比。

由图10可以看出,本文提出LMS-RF算法运算效率是LF法的7.8倍,但速度略慢于传统的时频域分析方法。

3.3 识别精度

为了验证本文所述的识别算法精度,本文研究查找国内外相关资料,对相应的模型精度进行对比,在人体多关节动作中,近年来常见模型分类精度如图11所示。

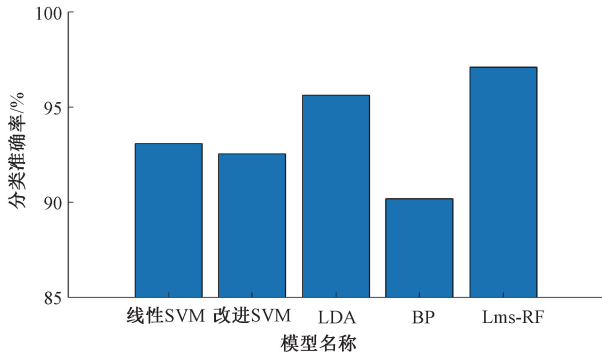


图11 近年来PsEMG动作行为分类模型精度

Fig. 11 Accuracy of sEMG action behavior classification model in recent years

由图11可知,LMS-RF算法在多关节动作分类中具有较高的分类精度。为了进一步验证算法的鲁棒性与准确率,本文将上述5种时频域常见算法对数据进行特征提取,并进行分类测试。

将4组下肢多关节动作生成训练集训练模型,并进行动作分类在线识别测试,测试一共进行120次,将其识别精度统计绘制箱型图如图12所示。

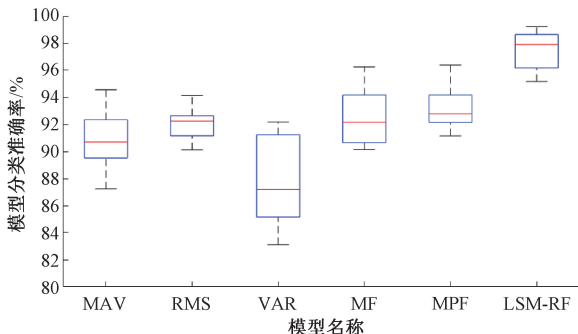


图12 6种模型下准确率箱形图

Fig. 12 Accuracy rate box plot for six models

由图12可知,经过多次测试,常见的时频域分析方法在只提取动作前120ms时分类精度低于本文所提出的LMS-RF算法,且从图12中可以看出,LMS-RF算法整体鲁棒性较强,多次测试精度保持在95%~99%范围内,平均值位于97.3%。

4 结论

本文针对肌电信号提前肌肉动作30~150ms特性,提出了一种肌电信号快速分类算法LMS-随机森林法,并对下肢多关节4类动作进行测试与训练,相比于常见的分类模型,本文提出的LMS-RF模型只需采集动作前150ms数据即可进行分类识别,不再需要整个动作肌电信号数据,且预测准确率平均达到97.3%,与常见的时频域分析算法比较,在运算效率上虽略缓慢,但是识别精度较高。

未来的研究方向是针对模型在降噪处理上继续研究,同时在肌肉块的选择上做出优化,使得能够使用较少的传感器完成动作分类识别,从而减少输入数据量,使得算法的时效性更强,并且,本文只针对下肢4个多关节动作进行试验测试,日后需增加动作类别,实现下肢动作均可准确快速分类识别。

参考文献

- [1] LUCA C J D, ADAM A, WOTIZ R, et al. Decomposition of surface EMG signals [J]. Journal of Neurophysiology, 2006, 96(3): 1646-1657.
- [2] FRIGO C, CRENNNA P. Multichannel SEMG in clinical gait analysis: A review and state-of-the-art [J]. Clinical Biomechanics, 2009, 24(3): 245.
- [3] PERRY J C, POWELL J M, JACOB R. Isotropy of an upper limb exoskeleton and the kinematics and dynamics of the human arm [J]. Applied Bionics and Biomechanics, 2009, 6(2): 175-191.
- [4] 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 Q CH, XIONG AN B, ZHAO X G, et al. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1): 13-25.
- [5] SMITH A, BROWN E E. Myoelectric control techniques for a rehabilitation robot [M]. Amsterdam: IOS Press, 2011.
- [6] 孙承奎, 叶明, 梅品高. 基于最优小波包分析的肌电信号消噪 [J]. 机电工程, 2008, 25(8): 40-43.
SUN CH K, YE M, MEI P G. SEMG denoising based on the best wavelet packet analysis [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2008, 25(8): 40-43.
- [7] AL OMARI F, HUI J, MEI C, et al. Pattern recognition of eight hand motions using feature extraction of forearm EMG signal [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section A: Physical Sciences, 2014,

- 84(3):473-480.
- [8] MAGATANI K. The evaluation of the discriminant ability of multiclass SVM in a study of hand motion recognition by using SEMG [C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2012: 5246-5249.
- [9] BABITA, KUMARI P, NARAYAN Y, et al. Binary movement classification of sEMG signal using linear SVM and wavelet packet transform [C]. 2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES), 2016: 1-4.
- [10] YANG S, CHAI Y, AI J, et al. Hand motion recognition based on GA Optimized SVM using sEMG signals [C]. International Symposium on Computational Intelligence & Design, 2018: 146-149.
- [11] SUI X, WAN K, ZHANG Y. Pattern recognition of SEMG based on wavelet packet transform and improved SVM [J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2019, 176: 228-235.
- [12] SHEN H H, SONG Q J, DENG X H, et al. Recognition of phases in sit-to-stand motion by Neural Network Ensemble (NNE) for power assist robot [J]. 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2007: 1703-1708.
- [13] 刘建华. 基于 LMS-SMI 算法的语音信号研究 [J]. 信息通信, 2013(9):36-37.
LIU J H. Research on speech signal based on LMS-SMI algorithm [J]. Information & Communications, 2013(9):36-37.
- [14] 陈景良, 李东新. 基于 LMS 的语音信号去噪算法 [J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(6): 22-25, 30.
CHEN J L, LI D X. Voice signal removal noise based on LMS algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(6): 22-25, 30.
- [15] BREIMAN L. Random Forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [16] 吴迪. 基于改进随机森林的推荐算法研究 [D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2017.
WU D. Research on recommendation algorithm based on improved random forest [D]. Shenyang: Shenyang University of Science and Technology, 2017.
- [17] 秦玉华, 宫会丽, 宋楠. 改进随机森林的波长选择用于烟叶近红外稳健校正模型的建立 [J]. 烟草科技, 2014(6): 64-67, 72.
QIN Y H, GONG H L, SONG N, et al. Wavelength selection based on modified random forest for establishing robust near infrared calibration model of tobacco [J]. Tobacco Science & Technology, 2014(6): 64-67, 72.
- [18] 陈幸, 殷跃红, 范渊杰. 基于 sEMG 振子模型的骨骼肌等长收缩力与固有特性的能量核表征方法 [J]. 科学通报, 2014, 59(7): 561-571.
CHEN X, YIN Y H, FAN Y J. SEMG oscillator model-based energy kernel method for characterizing muscle intrinsic property under isometric contraction [J]. Science Bulletin, 2014, 59(7): 561-567.
- [19] CHEN X. Improving the transparency of an exoskeleton knee joint based on the understanding of motor intent using energy kernel method of EMG [J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2017, 25(6): 577-588.
- [20] 石欣, 朱家庆, 秦鹏杰, 等. 基于改进能量核的下肢表面肌电信号特征提取方法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 121-128.
SHI X, ZHU J Q, QIN P J, et al. Feature extraction method of lower limb surface EMG signal based on improved energy nucleus [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 121-128.
- [21] ZENG Y, YANG J T, PENG C, et al. Evolving Gaussian process autoregression based learning of human motion intent using improved energy kernel method of EMG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019: 2556-2565.

作者简介



石欣 (通信作者), 2003 年和 2010 年于重庆大学分别获得硕士学位和博士学位。现为重庆大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能控制、无线传感网络。

E-mail: meetshixin@gmail.com

Shi Xin (Corresponding author) received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2003 and 2010, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Chongqing University. His main research interests include intelligent control and wireless sensor network.



范智瑞, 2013 年于内蒙古科技大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为人工智能与人机融合。

E-mail: 578486809@qq.com

Fan Zhirui received his B. Sc. degree from Inner Mongolia University of Science & Technology in 2013. He is currently a master student at Chongqing University. His main research interests include artificial intelligence and human-machine fusion.