

基于 sEMG 的改进 SVM+BP 肌力预测分层算法



宋岩 胡榕华 郭福民 袁新亮 熊睿洋
江西省机器人与焊接自动化重点实验室 南昌 330031
(417342931@qq.com)

摘要 康复训练过程中患者需要外部设备的辅助才能完成运动。在此过程中,患者的肌肉功能逐渐恢复,辅助设备所提供的辅助力逐渐变小,这就要求康复训练设备能够对较大范围肌力做出准确预测。针对这一问题,提出优化一种基于表面肌电信号(Surface Electromyography, sEMG)的分层算法来精确预测肌力大小。第一层算法采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对支持向量机算法(Support Vector Machines, SVM)进行改进,以解决 sEMG 中含有噪声的问题和信号本身的非线性可分问题,并使用改进后的 SVM 构建 3 分类器,对肌力大小进行高、中、低 3 个类别的初步划分。第二层算法采用 3 个对应于不同肌力大小的 BP 神经网络对肌力进行精准预测。由实验得出结果:20 次重复计算得到的平均绝对误差为 0.58,方差为 0.18。因此,使用 PSO_SVM+BP 的组合模型方案能够满足肌力预测的精度要求。

关键词: 表面肌电信号; 分层算法; BP 神经网络; 支持向量机; 粒子群优化算法

中图分类号 TP249

Improved SVM+BP Algorithm for Muscle Force Prediction Based on sEMG

SONG Yan, HU Rong-hua, GUO Fu-min, YUAN Xin-liang and XIONG Rui-yang

Robot & Welding Automation, Nanchang 330031, China

Abstract In the process of rehabilitation training, patients need the assistance of external equipment to complete the exercise. During this process, the patient's muscle function gradually recovers, and the auxiliary force provided by the auxiliary equipments gradually becomes smaller. This requires rehabilitation training equipments to be able to accurately predict a wide range of muscle strength. Aiming at this problem, a stratified algorithm based on surface electromyography (sEMG) for accurately predicting muscle strength was proposed. In the first stratified algorithm, the Particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to improve the Support Vector Machines (SVM) algorithm, to solve the problems of noise in sEMG and nonlinear separability of the signal itself. The improved SVM is used to build a three classifier and the muscle force is preliminary divided into three categories: high, medium and low. The second stratified algorithm uses three corresponding to different muscle strength BP neural networks to accurately predict muscle strength. Experiment results show that 20 repeated calculations gave an average absolute error of 0.58 and a variance of 0.18. It is concluded that the combined model scheme using PSO_SVM+BP can achieve the accuracy of muscle strength prediction.

Keywords Surface electromyography, Stratified algorithm, BP neural network, Support vector machines, Particle swarm optimization algorithm

近年来,随着人们生活习惯的不断变化,脑血管疾病的发病率逐年提升。其中比较常见的脑血管疾病就是脑卒中,偏瘫是脑卒中常见的后遗症。临床报道指出,脑卒中偏瘫的发生率在 75.00% 以上,而偏瘫患者最常见的并发症之一就是肢体运动功能障碍,导致生活无法自理,患者受到生理和心理双重层面的影响^[1]。加强康复训练可以促进患者中枢神经系统功能和组织结构的重塑和修复^[2-3],达到恢复运动功能的目的。在康复训练的过程中,患者需要外部力量的牵引才能完成运动。随着患者肌肉功能的逐渐恢复,所需要外部的辅助力量也逐渐变小。这就要求康复设备能够预测患者大范围的肌肉力并进行力量辅助。

目前国内外研究人员对肌电信号与肌肉收缩力(力矩)的关系多采用两种方式进行处理^[4]:数学建模方法^[5-6]和算法拟合方法^[7-9]。Potluri 等通过应用非线性 Wiener-Hammerstein 模型(NLWH)和频谱分析频率相关分辨率(SPAFDR)模型来确定表面肌电信号(sEMG)与力之间的关系。Buchanan 等提出了人体手臂的计算神经肌肉骨骼模型,旨在从神经信号中估计肌力量、关节力矩和关节运动学。Srinivasan 等提出了一种利用人工神经网络(ANN)估算 sEMG 的力的方法,完成了 -1N 到 1N 之间的力计算。Francesca Leone 等使用线性判别分析(LDA)和非线性 Logistic 回归(NLR)算法完成了手部/手腕的手势分类和力的三分类。Xu 等使用神经网络,采

本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:江西省优势科技创新团队建设计划项目(20171BCB24001)

The work was supported by the Advantageous Science and Technology Innovation Team Construction Plan Project of Jiangxi Province, China (20171BCB24001).

通信作者:胡榕华(330209066@qq.com)

用窗口峰度作为特征值完成了肌力的预测。Ren 等按照大小将力信号划分为 16 个等级,使用 SVM 建立 sEMG 和力之间的非线性回归关系。

综上所述,国内外研究者较多地使用分类的方法对肌肉收缩力进行预测,少部分研究者使用拟合的方法进行预测。分类的方法不可避免地对数据拟合精度产生巨大影响,而拟合的方法适用的肌力范围又太小。大范围肌肉收缩力的预测准确率,对于精准控制康复设备至关重要。

基于此问题,本文提出了分层方案来对大范围肌力进行预测。第一层算法采用 SVM 分类器,将高斯核函数以及松弛变量引入分类器,使用 PSO 算法对参数进行改进,将 SVM 构建为三分类器来把大范围肌力初步划分为 3 个等级的小范围肌力;第二层算法采用 BP 神经网络对小范围肌力进行准确的拟合。以此来完成对大范围肌力的精准预测。

1 肌力预测分层算法

在康复训练的被动训练过程中,患者肢体能够产生的肌力很小,需要靠外部设备牵引运动;在主动训练过程中,患者肌肉功能有所恢复,但所产生肌力不足以独立完成运动,需要外力辅助运动。即在整个康复过程中,患者所需要的外部牵引力是在不断变化的。这就要求康复训练设备能够精确预测大范围的肌力。针对肘关节运动估算肌肉收缩力,考虑到小臂和手部重量以及病人所能承受的力突变情况,设定肌肉收缩力范围是 25 N~55 N,肌力预测波动范围为 -1 N~1 N。

基于以上肌力预测问题,提出图 1 所示方案。首先采集肱二头肌与肱三头肌的 sEMG 信号,并将采集到的 sEMG 数据进行截取、去噪等预处理;然后进行特征提取,使用分层算法对提取到的特征值进行肌力的拟合,最终得到离散的肌肉收缩力大小。在分层算法中,由于神经网络算法对小范围肌力的拟合表现良好^[9],为了能够对大范围肌肉收缩力做到精准预测,使用 SVM 分类器将大范围肌力划分为小范围肌力。由于神经网络对 10 N 范围的肌肉收缩力能够进行较为精准的预测,所以先使用 SVM 将大范围肌肉力进行三分类(分别为 25 N~34 N,35 N~44 N,45 N~55 N),然后使用对应的神经网络对肌肉力进行精准预测。由于 SVM 对非线性数据的识别能力低下,采用 PSO 算法对 SVM 的参数进行优化。

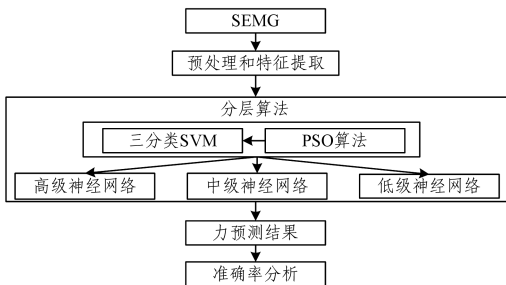


图 1 肌力预测方案

Fig. 1 Muscle strength prediction program

1.1 三分类 SVM 的构建及改进

SVM 的构建过程如下:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \| \mathbf{w} \|^2 = \frac{1}{2} \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{w}} \\ \text{s. t. } y_i (\mathbf{w}^T x_i + \mathbf{b}) \geq 1, i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

其中, \mathbf{w} 和 \mathbf{b} 是待求解参数, x_i 为待分类数据, y_i 为数据的分类标签。

SVM 本质上是二分类器,无法直接进行三分类。因此,提出使用二分类 SVM 来构建三分类 SVM 的方法,具体过程为通过两个二分类 SVM 构建出一个三分类的 SVM。训练数据的标记以及训练数据的划分如表 1 所列。

表 1 训练数据的标记及划分

分类器种类	训练数据标记正	训练数据标记负
低级力分类器 (30 N 分类器)	低级力数据	中级、高级力数据
中级力分类器 (40 N 分类器)	中级力数据	低级、高级力数据

3 个 SVM 分类器构建完成后,使用从 sEMG 信号中提取的六维度特征值依次通过两个分类器,当某一分类器的分类结果标记为正时,采用当前分类器作为三分类 SVM 的分类结果;若分类结果没有正标记,则分类结果为高级力分类器。

在使用分类器对 sEMG 信号进行分类时,会出现两个常见问题。第一个问题是噪声问题,这是因为 sEMG 信号由肌肉收缩产生后,在被设备检测到以前,要穿过脂肪和皮肤,且电子设备的采集过程也会产生噪声。虽然目前的滤波算法发展成熟,但是任何算法都不能确保将噪声完全去除。混有噪声的数据会导致分类器的泛化能力变弱。第二个问题是 sEMG 的概率密度函数服从均值为 0 的高斯分布^[10],并不是严格的线性可分数据,使用标准 SVM 分类器会导致分类准确率极低。

为了解决 sEMG 信号中混有噪声的问题,使用松弛变量来将分类器允许的误差变大。引入松弛变量的 SVM 构建如下:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \| \mathbf{w} \|^2 = \frac{1}{2} \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{w}} \\ \text{s. t. } y_i (\mathbf{w}^T x_i + \mathbf{b}) \geq 1 - \xi_i, i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

其中, ξ_i 为松弛变量。

对于 sEMG 数据线性不可分的问题,使用一种映射方法将数据映射到高维空间,映射方法采用高斯核函数。引入高斯核函数的 SVM 的构建如下:

$$\begin{cases} \max_{\alpha} L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \exp(-\| \Phi(x_i) - \Phi(x_j) \|^2 / 2\sigma^2) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\Phi(x)$ 为输入空间到高维空间的映射。

松弛变量 ξ 的大小影响分类器对噪声的容许能力。高斯核函数的参数 σ 影响高斯函数的幅宽,进而会影响数据向高维空间映射。参数 σ 与 ξ 的选取会对最终的分类精度产生巨大的影响,但是如何选取却没有明确的理论依据,参数选取的不确定性,会影响整个分类器的分类准确率。

基于 SVM 参数选择盲目性的问题,提出使用 PSO 算法选取参数来改进分类器。PSO 的改进过程是依托群鸟觅食的模型来寻找最优解。采用式(4)来对鸟群的位置不断更新。

$$\begin{cases} v^d = \omega v^d + c_1 r_1 (p_1^d - x_1^d) + c_2 r_2 (p_g^d - x_g^d) \\ x_1^d = x_1^d + \alpha v^d, i=1, 2, \dots, n; d=1, 2, \dots, D \end{cases} \quad (4)$$

采用表 2 中的参数构建 PSO,其中参数 ξ 和 σ 作为 PSO 的两类鸟群, SVM 分类准确率为改进目标。每次迭代计算后

更新鸟群位置,并把更新后的参数代入 SVM 计算分类准确率,直到分类准确率达到最大时算法停止。

表 2 PSO 算法参数说明

Table 2 Parameter description of PSO algorithm

参数	取值
粒子 x	σ, ξ
搜索空间维数 D	1
规模 m	30
个体学习因子 c_1	2
社会学习因子 c_2	2
惯性因子 w	0.6
随机数 r_1, r_2	[0,1]
约束因子 α	1
最大飞行速度 $v_{max}^d, v_i^d \in [-v_{max}^d, v_{max}^d]$	0.8

1.2 BP 神经网络算法

使用神经网络对小范围肌力进行精准预测。训练 3 个神经网络,训练数据对应的肌力范围与 SVM 相同。使用三层神经网络,将从 sEMG 信号中提取的 3 组特征值作为神经网络的输入,将肌肉收缩力作为神经网络的输出。隐含层采用 10 个神经元,激活函数使用线性函数,即 $f(x) = x$ 。输出层激活函数使用 S 型函数,即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

使用均方误差(MSE)作为性能测量指标。

2 实验分析

2.1 实验数据采集

由于手臂肌肉的 sEMG 信号获取方便,因此采集手臂 sEMG 信号数据来验证算法。采用如图 2 所示装置来采集肌电信号。所采集的每组数据对应着一种肌力,获取的肌力范围为 25 N~55 N。采用小波算法进行去噪。



图 2 肌电信号采集装置

Fig. 2 EMG Signal acquisition device

为了提高准确度,针对去噪之后的数据,一共计算了 5 组特征值:均方根值(RMS)、积分肌电值(iEMG)、小波系数最大值(Max)、样本熵值(SampEn)、功率谱密度函数峰值(PSD)。从中提取 3 个特征值进行神经网络的构建,它们共有 10 种排列组合的方式,每一组的排列方式与组号的对应关系如表 3 所列。

表 3 特征值排列方式

Table 3 Eigenvalue arrangement

组号	特征值组合
1	RMS, iEMG, Max
2	RMS, iEMG, SampEn
3	RMS, iEMG, PSD
4	RMS, Max, SampEn
5	RMS, Max, PSD
6	RMS, SampEn, PSD
7	iEMG, Max, SampEn
8	iEMG, Max, PSD
9	iEMG, SampEn, PSD
10	Max, SampEn, PSD

分别使用 BP 神经网络对这 10 种组合方式进行 10 次计算,记录每次计算中每组的最大误差值,使用云模型进行计算。每次计算生成 1500 个云滴。云模型建立结果如图 3 所示。

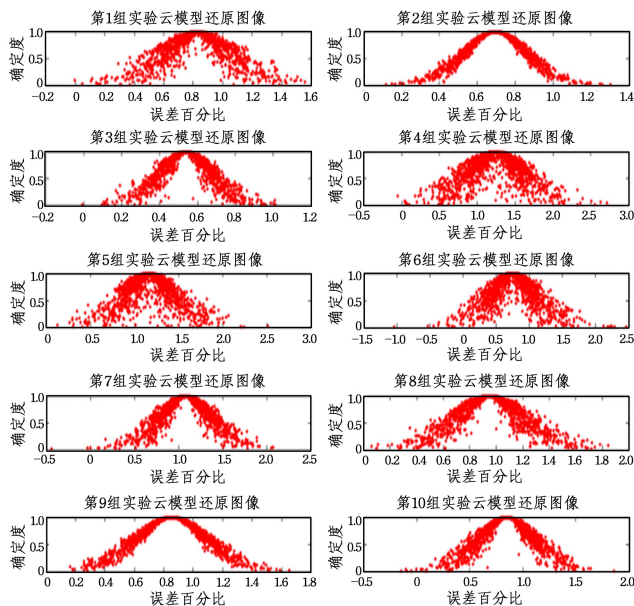


图 3 10 组特征值误差对比云模型

Fig. 3 Cloud model of ten groups of eigenvalue errors

对图 3 进行分析,结果如表 4 所列。第二组云滴的饱和程度虽然更好,但是期望和误差分布跨度都要比第三组差。因此,采用第三组特征值进行分析,第三组特征值为 RMS, iEMG, PSD。

表 4 云模型的结果

Table 4 Results of cloud model

评价标准	组号排列
期望	3<2<6<1<10<9<8<7<5<4
误差分布跨度	3<2<1<8<9<10<5<6<7<4

2.2 实验分析结果

第一层算法,使用 PSO 算法对 SVM 分类器改进时,参数 ξ 和 σ 的初始选取范围与分类器的计算准确度有着密切的关系:若参数选取的范围太小,则对分类器的改进程度不够,会导致分类器准确率低;若参数的选取范围太大,则会导致计算时间过长。参数的选取通过实验确定,得到的参数范围与准确率关系如表 5 所列。

表 5 参数 σ 与 ξ 的选取Table 5 Selection of parameters σ and ξ

粒子选取范围	力分类器	σ	ξ	准确率/%
$\sigma, \xi \in [0, 10]$	低级力分类器	2.59	3.79	100
	中级力分类器	2.44	3.85	75
	高级力分类器	2.58	3.97	100
$\sigma, \xi \in [0, 20]$	低级力分类器	3.80	18.16	100
	中级力分类器	3.67	16.46	75
	高级力分类器	4.33	17.40	100
$\sigma, \xi \in [0, 30]$	低级力分类器	4.02	20.93	100
	中级力分类器	4.01	21.33	100
	高级力分类器	6.49	17.21	100
$\sigma, \xi \in [0, 40]$	低级力分类器	4.49	28.10	100
	中级力分类器	7.97	28.00	50
	高级力分类器	7.97	28.00	50

在表 5 中可以观察到,当参数选取的初始范围逐渐变

大时,准确率逐渐提高;当初始化范围超过 30 后,准确率开始下降。因此确定参数初始化范围是 0 到 30。改进后的 SVM 的分类准确率与未改进的分类准确率对比如表 6 所列。其中,综合分类结果是使测试数据采用随机顺序通过分类器所产生的计算结果。优化后的分类算法准确率如表 7 所列。

表 6 改进后的分类器与未改进分类器的准确率对比

Table 6 Accuracy comparison of improved classifier and unimproved classifier

	(单位:%)	
	改进分类器的 准确率	传统分类器的 准确率
低级 SVM 力分类器	100	83.33
中级 SVM 力分类器	100	58.33
高级 SVM 力分类器	100	100
综合分类结果	100	44.10

表 7 国内外研究者所提分类方案的比较

Table 7 Comparison of classification schemes proposed by researchers at home and abroad

方案	使用方法	肌肉收缩力范围	计算精度/%
文献[7]	LDA 与 NLR	三级	准确率为 99.69;F1-score 为 99.80
文献[8]	SVM	八级	接近 100
本文	PSO_SVM	三级	分类准确率 100;F1-score 为 100

从表 6、表 7 来看,SVM 算法相比于其他算法,分类准确率更高,鲁棒性更好,这是由于 SVM 算法的分类结果是由少数支持向量决定的,使得算法能够避免大量冗余计算;而且 SVM 容易进行改进,从而弥补数据本身存在的问题。

第二层算法,使用训练数据分别对神经网络进行训练,使每个神经网络的性能测试指标(MSE)达到训练要求。为了测试算法精度,计算 20 次重复实验得出的实验数据的平均值,并与原始数据进行对比,结果如表 8 所列。

表 8 神经网络误差

Table 8 Error of neural network

	平均绝对误差	方差
低级神经网络	0.45	0.24
中级神经网络	0.47	0.09
高级神经网络	0.81	0.21

组合 SVM 与 BP 神经网络构成的分层算法。经过算法计算出的肌力曲线与原始肌力数据曲线如图 4 所示。

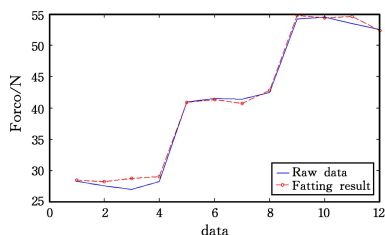


图 4 算法拟合结果

Fig. 4 Algorithm fitting results

为了测试模型的重复性误差,随机打乱测试数据的顺序,然后依次使用分层算法进行计算。按照此种方法进行 20 次重复计算,得到平均绝对误差为 0.58,方差为 0.18。对于大

范围肌肉收缩力预测的模型,计算误差远小于预设的 2 N 误差范围。所提分层算法充分发挥了两种算法的优势:对大范围数据进行分类是 SVM 的优势,且对 SVM 进行改进后还能够解决数据本身所存在的分类问题,分类准确率很高;数据的拟合预测问题是 BP 神经网络的特长所在,尤其在数据的跨度范围较小时,神经网络能够最大限度地降低预测误差。所提算法的准确率和稳定性如表 9 所列。

表 9 国内外研究者所提出拟合方案的比较

Table 9 Comparison of fitting schemes proposed by researchers at home and abroad

方案	使用方法	肌肉收缩力范围	计算精度/%
文献[5]	数学模型	—	最小标准差为 0.9
文献[6]	数学模型	—	拟合误差为 0.91 ± 0.04
文献[9]	神经网络	-1 N:1 N	最小 MSE 为 0.0520
文献[10]	神经网络	—	均方根误差为 0.58 ± 0.05
本文	神经网络	25 N:55 N	拟合精度为 0.99, 均方根误差为 0.0056

结束语 由于 sEMG 信号的获取安全快捷,所以提出使用 sEMG 信号计算肌肉收缩力的方案来对主动康复训练设备做出精准的控制。对于康复训练设备所需要的肌力范围大、精度高的问题,使用 PSO 算法改进 SVM 分类器,并与 BP 神经网络组成分层算法的方案。将较大范围肌力划分为 3 个小范围的力,然后分别对小范围肌力进行拟合。经过实验分析,得出如下结论:使用分层算法方案的平均绝对误差为 0.58,方差为 0.18,说明分层算法的方案在肌力范围较大的情况下仍然能保证较高的预测准确度,使用分层算法计算能够满足对设备控制的准确性和稳定性要求。

参考文献

- [1] ZOU L. Research on Lower-Limb Muscle Force Prediction Based on Surface Electromyography[D]. Hubei: Wuhan University of Technology, 2015.
- [2] TANG Y. Application of Rehabilitation Training to Lower Limb Motor Function in Hemiplegia Patients[J]. Biped and Health, 2019, 28(12): 25-26.
- [3] LI Q L, KONG M X, DU Z J, et al. Interactive Rehabilitation Exercise Control Strategy for 5-DOF Upper Limb Rehabilitation Arm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2008(9): 169-176.
- [4] XU Z J, TIAN Y T, LI Y. sEMG Pattern Recognition of Muscle Force of Upper Arm for Intelligent Bionic Limb Control[J]. Journal of Bionic Engineering, 2015, 12(2): 316-323.
- [5] POTLURI C, ANUGOLU M, SCHOEN M P, et al. Hybrid fusion of linear, non-linear and spectral models for the dynamic modeling of sEMG and skeletal muscle force: An application to upper extremity amputation [J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(11): 1815-1826.
- [6] BUCHANAN T S, LLOYD D G, MANAL K, et al. Neuro-musculoskeletal Modeling: Estimation of Muscle Forces and Joint Moments and Movements from Measurements of Neural Command[J]. Journal of Applied Biomechanics, 2004, 20(4): 367-395.

- Wall-following Mobile Robot Using a Hybrid Metaheuristic assisted Neural Network[J]. *Data Science*, 2017; 1-17.
- [9] MADI S, BABA-ALI R. Classification Techniques for Wall-Following Robot Navigation: A Comparative Study[C]// *International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics*. Springer, Cham, 2018; 98-107.
- [10] HAN L, LUO S, YU J, et al. Rule Extraction From Support Vector Machines Using Ensemble Learning Approach: An Application for Diagnosis of Diabetes[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2014, 19(2): 728-734.
- [11] BARAKAT N H, BRADLEY A P. Rule Extraction from Support Vector Machines: A Sequential Covering Approach[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2007, 19(6): 729-741.
- [12] SINGH N H, THONGAM K. Fuzzy Logic-genetic Algorithm-neural Network for Mobile Robot Navigation: A Survey[J]. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 2017, 4(8): 24-45.
- [13] CHOPRA S, MITRA R, KUMAR V. Fuzzy controller; choosing an appropriate and smallest rule set[J]. *International Journal of Computational Cognition*, 2005, 3(4): 73-78.
- [14] BARAKAT N, BRADLEY P. Rule extraction from support vector machines: a review[J]. *Neurocomputing*, 2010, 74(1/2/3): 178-190.
- [15] SILVA E J R, ZANCHETTIN C. On the existence of a threshold in class imbalance problems[C]// *2015 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. IEEE, 2015; 2714-2719.
- [16] DASH T, SAHU S R, NAYAK T, et al. Neural Network Approach to Control Wall-following Robot Navigation[C]// *IEEE International Conference on Advanced Communications, Control and Computing Technologies*. Piscataway: IEEE, 2014; 1072-1076.
- [17] SINGH M K, PARHI D R. Intelligent Neuro Controller for Navigation of Mobile Robot[C]// *Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Communication and Control*. New York: ACM, 2009; 123-128.
- [18] CRAVEN M, SHAVLIK J W. Extracting Tree Structured Representations of Trained Networks[C]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. Colorado: MIT Press, 1996; 24-30.
- [19] EFTEKHARY M, GHOLAMI P, SAFARI S, et al. Rankin G normalization Methods for Improving the Accuracy of SVM Algorithm by DEA Method[J]. *Modern Applied Science*, 2012, 6(10): 26-36.
- [20] MARTENS D, BAESSENS B, GESTEL T V, et al. Comprehensive Credit Scoring Models Using Rule Extraction from Support Vector Machines[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 183(3): 1466-1476.
- [21] BEBEN L, SNIEZYNSKI B, TUREK W, et al. Architecture of an Erlang-Based Learning System for Mobile Robot Control[C]// *Proceedings of the 5th International Workshop on Evolutionary and Reinforcement Learning for Autonomous Robot Systems*. 2012; 45-48.
- [22] GEHRKE J, GANTI V, RAMAKRISHNAN R, et al. BOAT—optimistic Decision Tree Construction[J]. *ACM SIGMOD Record*, 1999, 28(2): 169-180.
- [23] MANWANI N, SASTRY P S. Geometric Decision Tree [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2011, 42(1): 181-192.

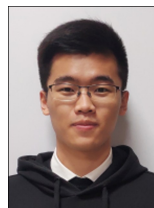


FANG Meng-lin, born in 1994, postgraduate. Her current research interests include robot intelligent control and machine learning.

(上接第 78 页)

- [7] LEONE F, GENTILE C, CIANCIO A L, et al. Simultaneous sEMG Classification of Hand/Wrist Gestures and Forces[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2019, 13.
- [8] REN J, LI C, HUANG H, et al. Grasping Force Control of Prosthetic Hand Based on PCA and SVM[C]// *International Conference on Life System Modeling and Simulation International Conference on Intelligent Computing for Sustainable Energy and Environment*. 2017.
- [9] SRINIVASAN H, GUPTA S, SHENG W, et al. Estimation of hand force from surface Electromyography signals using Artificial Neural Network[C]// *Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation*. IEEE, 2012.
- [10] SONG A G, HU X H, ZHU J H. Research progress on intelligent myoelectric control prosthesis[J]. *Journal of Nanjing Uni-*

versity of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2019, 11(2): 127-137.



SONG Yan, born in 1995, postgraduate. His main research interests include machine learning and so on.



HU Rong-hua, born in 1970, Ph.D., professor, Ph.D supervisor. Her main research interests include robot vision and electro mechanical control.