

文章编号 1004-924X(2017)01-0182-06

基于支持向量机的跌倒检测算法研究

裴利然*, 姜萍萍, 颜国正

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 实时跌倒检测能有效降低老人因跌倒导致的身心伤害, 提高老人的独居能力和健康水平。为提高基于惯性传感器的跌倒检测系统的准确率, 降低系统误报率和漏报率, 提出了应用基于径向基函数的支持向量机算法实现跌倒判定。首先, 应用佩戴在人体腰间的便携式跌倒检测系统完成数据的采集; 然后, 利用基于径向基函数(RBF)的 SVM 分类器标记疑似跌倒行为, 并利用粒子群算法完成分类算法中惩罚因子 C 和 RBF 参数 g 的优化。结果表明, 在区分跌倒与类似跌倒的日常活动时, 基于 SVM 算法的跌倒检测系统准确率、误报率和漏报率分别为 97.67%, 4.0% 和 0.67%。与传统的阈值方法相比, 跌倒检测性能有很大提高, 从而加强了该系统在老人跌倒检测中的应用。

关键词: 跌倒检测; 惯性传感器; 机器学习; 支持向量机; 粒子群优化; 径向基函数

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172501.0182

Research on fall detection system based on support vector machine

PEI Li-ran*, JIANG Ping-ping, YAN Guo-zheng

(School of Electrical Information and Electrical Engineering,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

* Corresponding author, E-mail: woaiwojiaPLR@sjtu.edu.cn

Abstract: Real-time fall detection has great advantages of reducing physical and psychological damage in senior citizens group after falls and improving solitude ability and health level of senior citizens. A support vector machine (SVM) algorithm, which is based on RBF(Radial Basis Function) and applied to achieve fall detection, has been proposed in order to improve accuracy rate and lower false positive and false negative rate of fall detection system on the basis of inertial sensor. First, the system completes data collection by portable inertial sensing system at waist; then, it utilizes RBF-based SVM classifier to identify suspected fall behaviors and Particle Swarm Optimization to complete optimization of penalty factor 'C' and RBF argument 'g' in sorting algorithm. The falls and similar falls daily activities distinguishing experimental results indicate that accuracy rate, false positive and false negative rate based on SVM algorithm are 97.67%, 4.0% and 0.67% respectively. Compared with traditional threshold methods, the performance of proposed method on fall detection is promoted remarkably, so it can conclude that the appliance of the system in senior citizens' fall detection is enhanced as well.

Key words: fall detection; inertial sensor; machine learning; SVM; Particle Swarm Optimization; RBF

收稿日期: 2016-08-24; 修订日期: 2016-10-20.

基金项目: 上海市科学技术委员会基金资助项目(No. 14441902800); 上海智能诊疗仪器工程技术研究中心基金资助项目(No. 15DZ2252000)

1 引言

人口老龄化是全球性问题,跌倒是老年人受伤致死的头号杀手^[1]。实时的跌倒检测能有效避免老人跌倒,从而提高社区老人的自理能力和健康水平。近年来,随着 MEMS(Micro-electromechanical Systems)传感器技术、无线通讯技术、机器学习等的发展,催生了各种各样的可穿戴跌倒检测设备^[2-3]。最常见的是惯性传感器结合阈值算法的跌倒检测系统。如 Kangas^[4]等人利用加速度计跌倒检测装置模拟了 3 种不同的跌倒检测算法,但是在最佳部位利用阈值法检测跌倒,准确度最高也只有 90%;Chin-Feng Lai^[5]等人利用多个三轴加速度计结合阈值算法检测老人跌倒时的受损部位,结果显示,腰部传感器检测的准确率只有 70%。可见,基于阈值的跌倒检测虽然简单易实现,但准确度不高,且难以区分跌倒和类似跌倒的正常活动,从而导致漏报和误报。由此,本文提出了粒子群优化支持向量机(Particle Swarm Optimization-Support Vector Machine, PSO-SVM)的跌倒检测系统,旨在提升跌倒检测的准确率,降低误报率和漏报率。

系统采用便携式跌倒检测系统完成数据采集。利用基于径向基核函数^[5](RBF)的 SVM 分类器区分跌倒和日常活动,并利用粒子群算法(PSO)完成算法惩罚因子 C 和 RBF 参数 g 的优化。最后,将 SVM 分类算法和阈值检测算法分别在两种不同场景下进行实验:实验一是针对区分跌倒与简单日常活动的辨识;另一个实验是针对区分跌倒和类似跌倒的日常活动的辨识,并以准确率、误报率和漏报率 3 个性能指标作为评价标准。通过实验对比分析,验证了 PSO-SVM 跌倒检测算法的可行性和准确性。

2 方法

2.1 跌倒检测系统设计

本文提出的便携式跌倒检测系统由传感器 MPU6050、微控制器(STM32F103)、存储单元和供电单元(3Ah 的可充电锂电池)4 部分构成。系统构成框图如图 1 所示。其中,MPU6050 是

一款集成了三轴加速度计,陀螺仪及可扩展数字运动处理器(DMP-Digital Motion Processor)的 MEMS 数字传感器。加速度计和陀螺仪分别用于测量人体运动时的加速度和角速度数据。结合实际数据的幅值特性,本文将加速度计的程控测量范围设定为 $\pm 4\text{ g}$,陀螺仪的测量范围设定为 $\pm 250(^{\circ})/\text{s}$ 。系统外形尺寸大小为 $80\text{ mm} \times 60\text{ mm} \times 20\text{ mm}$,重 92.5 g ,可持续工作 20 h 以上。

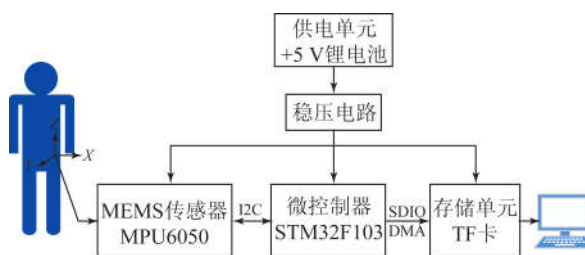


图 1 跌倒检测系统构成框图

Fig. 1 Diagram of fall detection system

实验时,首先将系统佩戴在使用者腰部,其中,系统的 X、Y、Z 三轴分别对应于人体的左右、前后和上下方向。然后以 100 Hz 的采样速率测量三轴加速度和角速度数据,并由内部集成的 DMP 直接获得四元数输出。系统的原始数据由三轴加速度数据与姿态角 pitch 和 roll 构成(其中,pitch 和 roll 分别指绕 Y 轴和绕 X 轴旋转时的姿态角)。最终,将原始数据存储到 TF 卡中,以便进一步进行的算法分析。

2.2 数据收集

15 名健康年轻志愿者(男女比例为 2 : 1)参与实验。实验前,志愿者已经详细了解了实验目的和实验内容。实验设备包括:所设计的跌倒检测系统、一台电脑和一个 15 cm 厚的摔跤垫。跌倒模拟实验在室内完成,日常活动实验在户外完成。

实验时,志愿者们按要求佩戴好检测系统,依次完成 6 种跌倒模拟和 6 种日常活动。如表 1 所示。其中,仰跌倒指向后跌倒,俯跌倒指向前跌倒。根据跌倒后 1 min 内是否能站起,将跌倒分为可恢复性跌倒和不可恢复性跌倒;根据日常运动和跌倒活动的相似程度分为简单日常活动和类跌倒日常活动。每种运动采集 90 s 数据,包括运动前后 5 s;每种运动重复 3 次。实验结束后,用 MATLAB 对采集的实验数据做进一步分析处理。

表 1 日常活动和跌倒模拟实验列表

Tab. 1 List of daily activities and fall simulation

序号	运动类别	说明
1	不可恢复跌倒	侧跌倒后在地上躺 60 s
2	可恢复跌倒	侧跌倒后 60 s 内站起来
3	不可恢复跌倒	仰跌倒后在地上躺 60 s
4	可恢复跌倒	仰跌倒后 60 s 内站起来
5	不可恢复跌倒	俯跌倒后在地上躺 60 s
6	可恢复跌倒	俯跌倒后 60 s 内站起来
7	简单日常	行走
8	简单日常	上楼
9	简单日常	下楼
10	类跌倒日常	弯腰捡东西
11	类跌倒日常	坐下起立
12	类跌倒日常	蹲下起立

2.3 数据预处理及特征值提取

为了得到较真实的特征信息,上位机先后利用中值滤波(窗口宽度为 5)和均值滤波(窗口宽度为 7)处理原始数据,以减小系统的脉冲干扰和随机噪声。在发生跌倒意外时,所采集的原始数据会发生改变。以最常见的仰跌倒为例,跌倒发生时各原始数据变化如图 2 所示。为更好地区分跌倒行为和日常活动,本文基于原始数据提取了以下 5 个特征值:

①合加速度 SV(The amplitude of the resultant acceleration)是 3 轴加速度矢量和的幅值,反映了运动过程中加速度信号的整体变化趋势。

$$SV = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2}, \quad (1)$$

其中: A_x, A_y, A_z 为加速度计的 3 个轴向输出。SV 由动态和静态两部分组成,静态加速度大小

通常为 $1g(g=9.8 \text{ m/s}^2)$ 。

②动态合加速度 SVD(Dynamic of the root sum vector)是 SV 的高频部分,反映运动时加速度变化的剧烈程度,可用于撞击判定。

$$SVD = \sqrt{(A'_x)^2 + (A'_y)^2 + (A'_z)^2}, \quad (2)$$

其中: A'_x, A'_y, A'_z 可由原始加速度 A_x, A_y, A_z 经过 2 阶截止频率为 0.15 Hz 的巴特沃兹高通滤波器滤波得到。

③身体垂直方向的加速度分量 BVA(Body vertical acceleration variation)在跌倒过程中会逐渐增大并在跌倒至地面时出现峰值。

$$BVA = (SVA^2 - SVD^2 - 1)/2. \quad (3)$$

④为了定量表征加速度变化的剧烈程度,本文提出应用宽为 l 的滑动窗捕捉 BVA 的变化量 K , K 定量反映了加速度在垂直方向上变化的快慢。

$K_i = |BVA_i - BVA_{i-l}|, i=1, 2, 3, \dots, N,$ (4)
其中: N 是数据长度, l 是窗口宽度。 K_i 越大表征加速度变化越快。

⑤类似地,为了定量表征跌倒过程中姿态角变化的剧烈程度,本文利用宽为 ω 的滑动窗捕捉姿态角的变化量,并取其绝对值和 M 。

$$M_i = |pitch_i - pitch_{i-\omega}| + |roll_i - roll_{i-\omega}|, \quad i=1, 2, 3, \dots, N, \quad (5)$$

其中: N 是数据长度, ω 是窗口宽度, M 越大表征姿态角变化越快。

仰跌倒过程中各特征值的变化如图 3 所示。对比图 2 和图 3 可以发现,跌倒和日常活动的特征值差异远比原始数据的差异明显,说明所选定的特征值能够用于跌倒判定。

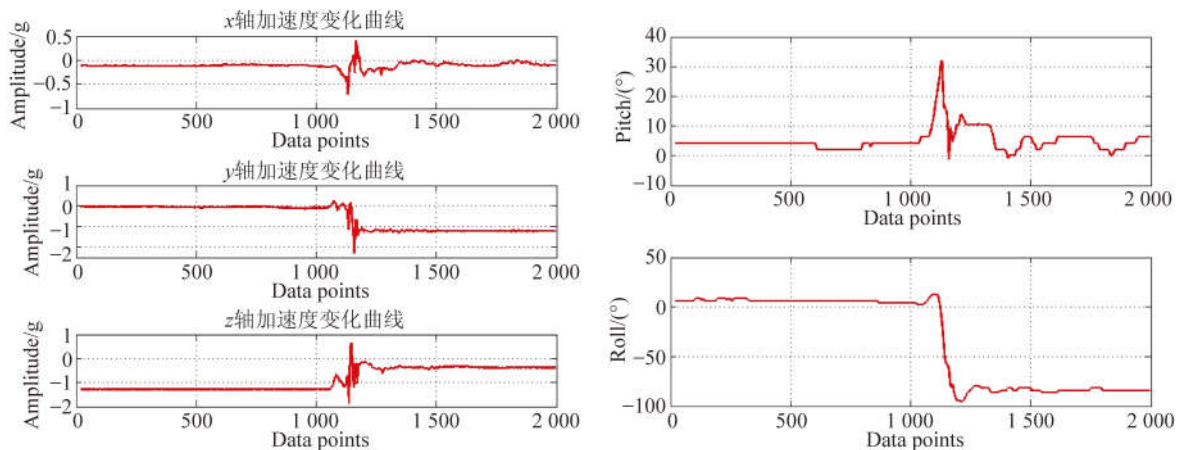


图 2 仰跌倒过程各原始数据变化曲线(三轴加速度和姿态角)

Fig. 2 Original data change curves while fall backwards(Acceleration& attitude angle)

3 SVM 跌倒检测算法设计

SVM 是建立在统计学 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的一种机器学习方法^[7-8]。它源于分类问题^[9],在解决小样本、非线性及高维模式识别中有独特优势。

实验从采集的每种运动形式的数据中各选取 50 个样本数据,12 种运动形式则会得到 600 个数

据样本。将 600 组数据均分成训练集和测试集数据,其中训练集和测试集各包括正常和跌倒两个类别,每个类别有 150 个样本,每个样本提取 5 个特征值:SV、SVD、BVA、K 和 M。由于数据是线性不可分的,SVM 需要先在低维空间完成计算,然后通过核函数将输入映射到高维特征空间,最终在高维空间构造出最优分离平面,从而实现数据的非线性分类。分类算法实现流程如图 4 所示。

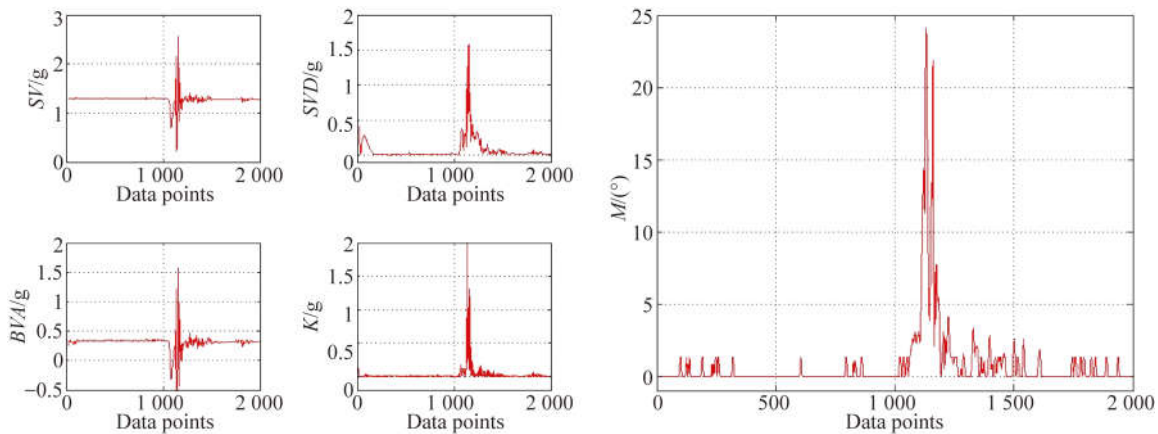


图 3 仰跌倒过程中特征值 SV、SVD、BVA、K、M 的变化曲线

Fig. 3 Change curves of eigen values including SV, SVD, BVA, K, M during fall backwards

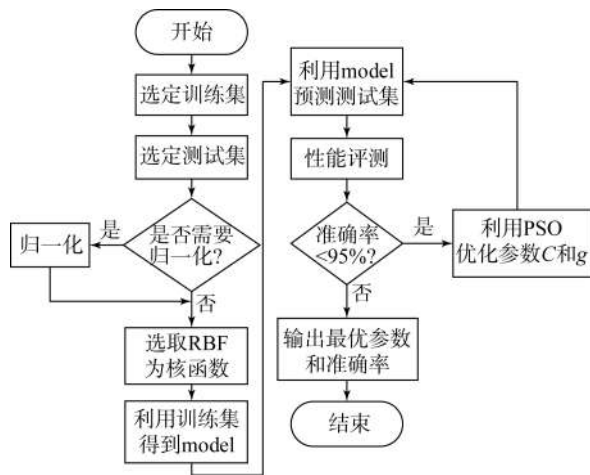


图 4 SVM 分类算法实现流程

Fig. 4 Implementation process of SVM algorithm

如图 4 所示,选定 RBF 为核函数后,可以确定 SVM 中需要优化的参数为惩罚因子 $C(C \geq 0)$ 和 RBF 参数 $g(g \geq 0)$ 。如果仅凭经验选择最优参数,不仅效率低下,得到的结果也不甚理想。比如仅根据经验取 $C=2.0, g=0.1$ 时,得到的分类

准确率只有 84.33%,可见未经过参数优化的 SVM 算法分类准确率较低。因此,本设计在参数选择时,利用 PSO 算法进行参数择优,以提高算法的分类性能。PSO 算法是一种并行算法,它从随机解出发,通过迭代寻找最优解^[10-12],最终通过适应度来评价解的品质。实验中,设置 PSO 算法的认知学习因子 $C_1=1.5$,社会学习因子 $C_2=1.7$,种群数最大为 20。实验在两种不同场景下分别讨论。

3.1 区分跌倒与简单日常活动

实验表明,PSO-SVM 分类算法能够完全区分跌倒和简单日常活动,准确率达到 100%,此时的一组最优参数为 $C=0.62, g=37.4$ 。

3.2 区分跌倒与类跌倒日常活动

用 PSO-SVM 算法区分跌倒与类跌倒日常活动时,分类结果如图 5(彩图见期刊电子版)所示,参数寻优过程中适应度变化如图 6 所示。其中,图 5 中纵轴分类标签 $y=1$ 时代表跌倒, $y=-1$ 时代表日常活动,由图可见,在区分跌倒与类跌倒

日常活动时,有 1 个跌倒样本和 6 个日常样本被错误分类,也就是基于 RBF 的 PSO-SVM 分类算法整体准确率达到 97.67%,此时的一组最优参数为 $C=0.57, g=88.9$ 。

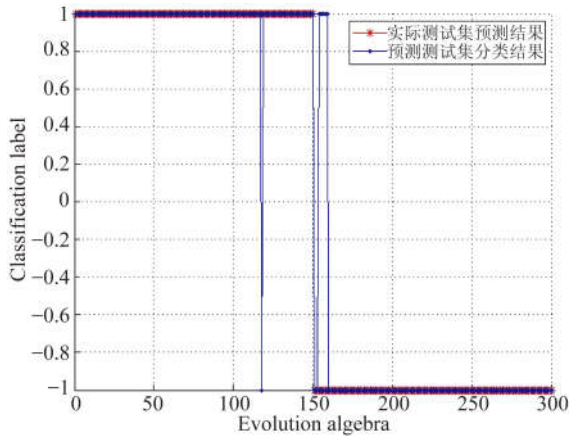


图 5 基于 RBF 的 PSO-SVM 分类结果

Fig. 5 PSO-SVM classification results based on RBF

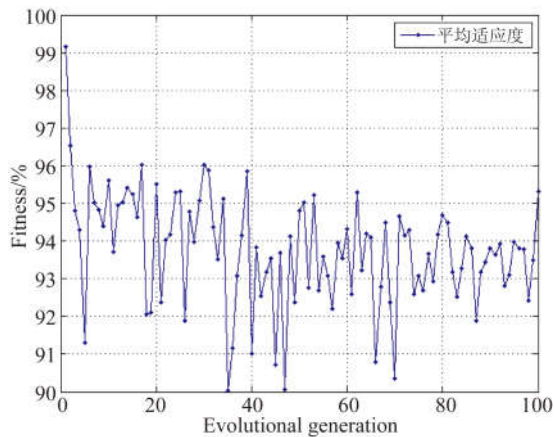


图 6 PSO 参数寻优过程适应度变化曲线

Fig. 6 Fitness curve of PSO parameters optimization

4 跌倒检测性能比较

为检验所提出的分类算法和传统阈值算法在性能上的差异,分别利用两种算法完成跌倒判别实验。其中,阈值算法是根据 Bourke 等人^[13]的经验结合训练集数据特征值变化曲线,确定出每个特征值的最佳阈值,如表 2 所示。同样,SVM 算法是通过相同训练集结合 PSO 优化参数训练出最佳分类模型。最终通过同一测试集完成性能验证。算法的性能评价指标分别为准确率、误报率和漏报率,如式(7)所示。其中,漏报率是跌倒

检测系统最重要的性能指标之一。

$$\text{准确率} = \frac{\text{正阳性} + \text{正阴性}}{\text{所有事件}} \times 100\%,$$

$$\text{误报率} = \frac{\text{负阳性}}{\text{负阳性} + \text{正阴性}} \times 100\%,$$

$$\text{漏报率} = \frac{\text{负阴性}}{\text{正阳性} + \text{负阴性}} \times 100\%. \quad (7)$$

其中:正阳性是指被准确判定为跌倒的跌倒样本数量;正阴性是指被准确判定为非跌倒的日常样本数量;负阳性是指被误判为跌倒的日常样本数量;负阴性是指被误判为非跌倒的跌倒样本数量。

表 2 各特征值的最佳阈值

Tab. 2 Optimal threshold value of each characteristic

特征值	SV/g	SVD/g	BVA/g	K/g	M/(°)
最佳阈值	2.2	0.9	1.5	0.6	15

两种算法在两种场景下的综合性能指标,如表 3 所示。对比表 3 的实验结果可以发现,在 A 场景时,阈值算法和基于 RBF 的 SVM 算法的整体准确率都很高,但是阈值算法有 18 次误报事件和 20 次漏报事件发生,而 PSO-SVM 跌倒检测算法的误报率和漏报率均为 0;在 B 场景时,由于跌倒和类跌倒日常行为的特征值有一小部分重叠,所以准确率较 A 场景有所降低,但 PSO-SVM 跌倒检测算法的优越性依然很明显。基于 SVM 的跌倒检测算法准确率高达 97.67%,较阈值算法 90.33% 的准确率高,而且 SVM 跌倒检测算法的漏报率只有 0.67%,误报率较阈值算法降低了 18.67%。

表 3 阈值法和 SVM 分类法性能比较

Tab. 3 Performance comparison of threshold and SVM methods

运动类型	阈值法	SVM 分类法
跌倒与简单日常	准确率/%	96.67
	误报率/%	6.0
	漏报率/%	6.67
跌倒与类跌倒日常	准确率/%	90.33
	误报率/%	22.67
	漏报率/%	7.33

5 结论

本文利用便携式跌倒检测系统检测人体运动参数,利用 PSO-SVM 算法实现跌倒检测,并通过

与传统阈值检测方法的对比试验,验证了所提出算法的优越性和可行性。结果表明,在区分跌倒与类似跌倒的日常活动时,基于 SVM 算法的跌倒检测系统准确率、误报率和漏报率分别为 97.67%,4.0%和 0.67%,与传统的阈值检测方

法相比性能有了很大提高,从而增加了该系统在老人跌倒检测中的应用可行性。接下来的研究是将算法移植到所设计的跌倒检测系统上并在系统中集成 GSM 模块,以实现实时的跌倒判定和远程求救。

参考文献:

- [1] LIN S I, CHANG K CH, LEE H C, *et al.*. Problems and fall risk determinants of quality of life in older adults with increased risk of falling [J]. *Geriatrics & Gerontology International*, 2015, 15(5): 579-587.
- [2] SCHWICKERT L, BECKER C, LINDEMANN C, *et al.*. Fall detection with body-worn sensors a systematic review [J]. *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*, 2013, 46(8):706-719.
- [3] ISABEL N F, CARLOS L, LUIS P, *et al.*. Exploring smartphone sensors for fall detection [J]. *Mobile User Experience*, 2016, 5(1):1-17.
- [4] KANGAS M, KONTTILA A, LINDGREN P, *et al.*. Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers [J]. *Gait & Posture*, 2008, 285-291.
- [5] LAI CH F, CHAGN S Y, CHAO H CH, *et al.*. Detection of cognitive injured body region using multiple triaxial accelerometers for elderly falling [J]. *IEEE Sensor Journal*, 2011, 11(3):763-770.
- [6] 于海,梁立辉,王树洁,等.基于径向基函数神经网络的高精度基准编码器误差补偿[J].*红外与激光工程*, 2014, 43(12):4123-4127.
- YU H, LIANG L H, WANG S J, *et al.*. Error compensation for high precision reference encoder based on RBF neural networks [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(12):4123-4127. (in Chinese)
- [7] 黄璇,郭立红,李姜,等.磷虾群算法优化支持向量机的威胁估计[J].*光学精密工程*, 2016, 24(6): 1448-1454.
- HUANG X, GUO L H, LI J, *et al.*. Threat assessment of SVM optimized by Krill Herd algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(6):1448-1454. (in Chinese)
- [8] 宋悦,林志贤,姚剑敏,等.基于 ϵ 支持向量回归机的背光源亮度均匀性评价方法[J].*液晶与显示*, 2015, 30(5):857-863.
- SONG Y, LIN ZH X, YAO J M, *et al.*. Luminance uniformity evaluation for backlight based on ϵ -SVR [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(5):857-863. (in Chinese)
- [9] 李姜,郭立红.基于改进支持向量机的目标威胁估计[J].*光学精密工程*, 2014, 22(5):1354-1362.
- LI J, GUO L H. Target threat assessment using improved SVM [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5):1354-1362. (in Chinese)
- [10] 刘富,刘惠影,高雷,等.基于手指融合特征和粒子群优化的手形识别[J].*光学精密工程*, 2015, 23(6):1774-1781.
- LIU F, LIU H Y, GAO L, *et al.*. Hand shape recognition based on fusion features of finger and particle swarm optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(6):1774-1781. (in Chinese)
- [11] 王洪涛,李丹.基于改进粒子群算法的图像边缘检测研究[J].*液晶与显示*, 2014, 29(5):800-804.
- WANG H T, LI D. Image edge detection based improved PSO algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(5):800-804. (in Chinese)
- [12] 范新明,曹剑中,杨洪涛,等.改进粒子群优化在稳定平台多空间分析模型的应用[J].*红外与激光工程*, 2015, 44(8):2395-2400.
- FAN X M, CAO J ZH, YANG H T, *et al.*. Application of improved PSO in stabilized platform based on multiple reference frame model [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(8):2395-2400. (in Chinese)
- [13] BOURKE A K, VAN de VEN, GAMBLE M, *et al.*. Evaluation of waist-mounted tri-axial accelerometer based fall-detection algorithms during scripted and continuous unscripted activities [J]. *Journal of Biomechanics*, 2010, 43(15):3051-3057.

作者简介:



裴利然(1989—)女,河南濮阳人,博士研究生,2014年于吉林大学获得硕士学位,主要从事精密医疗仪器,智能检测系统的研究。E-mail: woaiwojiaPLR@sjtu.edu.cn

导师简介:



姜萍萍(1975—)女,安徽安庆人,工学博士,2005年于上海交通大学获得博士学位,主要从事精密医疗仪器,智能检测系统等方面的研究。Email:jpp99@sjtu.edu.cn