

基于阈值与 PSO-SVM 的人体跌倒检测研究

孙晓雯, 孙子文, 秦 昉

(江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 为提高人体跌倒检测精确度, 提出一种基于智能手机加速度传感器的人体跌倒检测算法。通过智能手机获取人体运动加速度信息, 采用阈值分类与模式识别分类相结合的算法进行跌倒检测。通过阈值检测实现人体行为跌倒状态的初步判定, 判断是否为疑似跌倒行为。由模式识别方法进一步实现对疑似跌倒行为的精确分类, 提取倾角和斜率作为人体跌倒分类特征, 利用粒子群优化参数的支持向量机分类器从疑似跌倒行为中识别跌倒行为。仿真实验结果显示, 与未优化的支持向量机方法以及加速度阈值方法相比, 该算法能有效提高人体跌倒检测准确率。

关键词: 跌倒检测; 加速度传感器; 阈值检测; 模式识别; 粒子群优化; 支持向量机

中文引用格式: 孙晓雯, 孙子文, 秦 昉. 基于阈值与 PSO-SVM 的人体跌倒检测研究[J]. 计算机工程, 2016, 42(5): 317-321.

英文引用格式: Sun Xiaowen, Sun Ziwen, Qin Fang. Research on Human Fall Detection Based on Threshold and PSO-SVM[J]. Computer Engineering, 2016, 42(5): 317-321.

Research on Human Fall Detection Based on Threshold and PSO-SVM

SUN Xiaowen, SUN Ziwen, QIN Fang

(College of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

[Abstract] To improve the accuracy in human fall detection, a fall detection algorithm based on acceleration sensor in a smart phone is proposed. The acceleration information of human movement is collected by a smart phone, and a mixed method is utilized by combining threshold classification with pattern recognition classification to detect falls. Threshold classification is used to realize preliminary determination of human behavior. The accurate determination of human behavior is realized by using pattern recognition classification, which includes extracting inclination and slope as classification feature through Support Vector Machine (SVM) whose parameters are optimized by Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to detect falls. In the comparison with SVM whose parameters are not optimized and the acceleration threshold algorithm, the simulation experimental results show that the human fall detection accuracy of the proposed fall detection algorithm is higher than the comparison algorithms.

[Key words] fall detection; acceleration sensor; threshold detection; pattern recognition; Particle Swarm Optimization (PSO); Support Vector Machine (SVM)

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.05.056

1 概述

65 岁以上老年人每年发生跌倒的概率为 28%~35%^[1], 研究实时跌倒检测系统为防止本类事件发生具有重要的实际应用价值^[2]。目前, 国内外关于跌倒检测方面的研究, 根据信号获取方式不同可分为 3 类: (1) 基于声频信号方法。通过分析撞击地面引起的振动频率变化识别跌倒, 该方法仅限于特定环境内, 易受干扰^[3]; (2) 基于视频图像方法。通

过视频监控器采集人体运动信息, 利用图像处理分析人体姿态, 该方法成本高, 易受光线干扰, 暴露用户隐私^[4]; (3) 基于穿戴式传感器方法。通过佩戴的加速度传感器^[5]、陀螺仪^[6]、压力传感器^[7]等采集人体运动信息进行姿态分析, 其检测过程不受环境限制, 但体积大, 不便于携带, 对用户日常生活造成影响。

本文采用手机中加速度传感器获取人体运动信息, 不受环境限制, 成本低, 便于携带。对合加速度差

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61373126); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20131107)。

作者简介: 孙晓雯(1990-), 女, 硕士研究生, 主研方向为模式识别、智能系统; 孙子文, 教授、博士; 秦 昉, 硕士研究生。

收稿日期: 2015-04-02 **修回日期:** 2015-05-26 **E-mail:** linzixw@163.com

值设定阈值进行疑似跌倒检测识别疑似跌倒行为,通过粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[8]参数的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行深度跌倒检测。

2 跌倒检测行为建模

跌倒行为属于一种剧烈运动,但并非所有的剧烈运动均是跌倒,将剧烈运动分类为疑似跌倒,包括非跌倒剧烈运动如(跳、跑)及跌倒;其他非跌倒包括快速坐下、快速躺下、步行、弯腰。根据加速度数据提取特征,用于判断疑似跌倒及跌倒行为。

2.1 三轴加速度坐标

从加速度传感器中采集到的加速度数据包含地球重力以及人体动作引起的惯性两部分,建立三维人体动作模型,用三维空间的三轴表示,以佩戴位置为原点,以水平向左为 X 轴,垂直向上为 Y 轴,水平向前为 Z 轴,如图 1 所示。第 t 个时刻点从 X , Y , Z 三轴得到的加速度依次记为 $a_x(t)$, $a_y(t)$, $a_z(t)$ 。

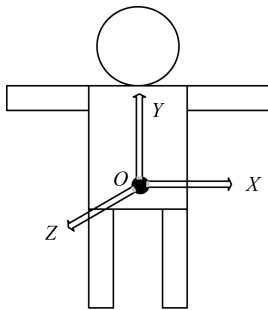


图 1 加速度传感器的三轴方向

2.2 加速度数据预处理

采集的原始加速度数据即包含人体运动加速度信息,还包含噪声信息。为此,在提取特征之前用滑动平均滤波器对原始数据进行预处理,对 X 轴加速度数据进行预处理如下:

$$a'_x(t) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} a_x(t+k) \quad (1)$$

其中, $a'_x(t)$ 为预处理后的 X 轴加速度; m 为滑动平均滤波器的窗口宽度, m 太小不能将噪声去除, m 过

大导致数据过于平滑,不能正确反映原始信息,为此,采用的窗口宽度 m 为 3^[9]。同理对 Y 轴、 Z 轴预处理后的加速度为 $a'_y(t)$, $a'_z(t)$ 。跌倒时滤波前、后 X 轴加速度变化曲线如图 2 所示。由图 2 可以看出,经过滑动平均滤波后的数据去除了噪声的影响,使曲线更加平滑,同时保留了原数据的信息。 Y 轴、 Z 轴经过滤波后的加速度变化曲线可达到类似 X 轴的平滑效果。

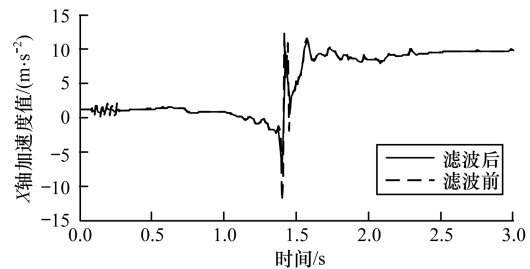


图 2 滤波前后的跌倒行为 X 轴加速度变化曲线

2.3 疑似跌倒行为特征

人体运动的方向(即加速度变化最剧烈的方向)是不可预测的,不宜采用单一轴的加速度数据识别人体运动行为,为此,引入合加速度。

定义 1 合加速度定义为预处理之后 X , Y , Z 三轴加速度平方和的平方根,其计算如式(2)所示。

$$A(t) = \sqrt{a'^2_x(t) + a'^2_y(t) + a'^2_z(t)} \quad (2)$$

在每次数据采集周期 T 内,设合加速度在第 t_1 个时刻点达到最大值 $A(t_1)$,在第 t_2 个时刻点达到最小值 $A(t_2)$,则合加速度差值 ΔA 计算如式(3)所示。

$$\Delta A = A(t_1) - A(t_2) \quad (3)$$

2.4 人体跌倒行为特征

仅依靠合加速度不能准确识别人体运动是非跌倒剧烈运动还是跌倒行为,为此,引入斜率及倾角。

定义 2 斜率定义为预处理之后 X , Y , Z 三轴加速度幅值平方和的平方根。在每次数据采集周期 T 内,设 X 轴加速度在第 t_3 个时刻点达到最大值 $a'_x(t_3)$,在第 t_4 个时刻点达到最小值 $a'_x(t_4)$,同理得到 Y 轴、 Z 轴最大值、最小值计算如式(4)所示。

$$s = \sqrt{(a'_x(t_3) - a'_x(t_4))^2 + (a'_y(t_5) - a'_y(t_6))^2 + (a'_z(t_7) - a'_z(t_8))^2} \quad (4)$$

斜率利用整个运动过程中 X , Y , Z 三轴的幅值,计算加速度峰值之间的最大距离,反映人体运动的剧烈程度,其值越大,运动越剧烈。

定义 3 倾角定义为人体与垂直方向之间的夹角,其计算如式(5)所示。

$$\phi(t) = \frac{180^\circ \times \arccos(a'_z(t)/A(t))}{\pi} \quad (5)$$

其中, π 为常数。倾角表明人体在竖直方向姿态变化,通过倾角判断出人体是站立或者平躺状态。

在每次数据采集周期 T 内,设倾角在第 t_9 个时

刻点达到最大值 $\phi(t_9)$, 在第 t_{10} 个时刻点达到最小值 $\phi(t_{10})$, 则倾角差值 $\Delta\phi$ 计算如式(6)所示。

$$\Delta\phi = \phi(t_9) - \phi(t_{10}) \quad (6)$$

3 人体跌倒检测算法

人体跌倒检测算法分为两步, 第一步为疑似跌倒检测, 识别疑似跌倒。第二步为深度跌倒检测, 在疑似跌倒检测的基础上, 进一步识别跌倒。

3.1 疑似跌倒检测

疑似跌倒检测采用阈值分类方法, 即通过对合加速度差值 ΔA 设定阈值 th 进行疑似跌倒检测, 疑似跌倒检测的状态标志 f 根据式(7)获得。

$$f = \begin{cases} 1 & \Delta A \geq th \\ 0 & \Delta A < th \end{cases} \quad (7)$$

若 ΔA 大于阈值, 判断该行为是疑似跌倒行为, 置 f 为 1; 否则, 该行为判断为非跌倒, 置 f 为 0。

3.2 深度跌倒检测

在疑似跌倒检测的基础上, 选取人体特征倾角差值 $\Delta\phi$ 以及斜率 s 作为该算法的分类特征, 采用 PSO-SVM 分类器进行深度跌倒检测, 进一步从疑似跌倒行为中识别跌倒。

3.2.1 SVM 分类器

识别跌倒的发生是一个非线性的二分类问题, 用 SVM 识别跌倒时, 设含有 N 个样本的样本集为: $T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_i, y_i), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$ 。其中, $\mathbf{x}_i = [\Delta\phi_i, s_i]$ 表示第 i 组数据的人体特征向量; $y_i \in \{-1, +1\}$ 表示第 i 组数据是否是跌倒行为的标签。为实现正确分类, 分类超平面必须满足式(8)。

$$y_i(w\mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

其中, ξ_i 为考虑分类误差引入的松弛变量。当 $\|\mathbf{w}\|^2/2$ 达到最小时, 2 种不同类别之间的间隔距离最大, 所得分类超平面为最优超平面。SVM 分类问题归结为一个式(9)二次回归问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s. t. } y_i(w\mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (9)$$

其中, C 为惩罚因子, 表示对错误分类样本的惩罚程度。引入拉格朗日因子 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_N\}$, $\alpha_i > 0$, 将原问题转化为其对偶问题, 如式(10)所示。

$$\begin{cases} Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (10)$$

其中, $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数, 将输入的低维特征向量映射到高维特征空间, 以实现线性可分。本文采用的是径向基核函数, 该函数如式(11)所示。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / \sigma^2} \quad (11)$$

其中, e 为常数。径向基核函数相对于其他核函数具有以下 2 个优势: (1) 将非线性输入向量映射到更高维特征空间中, 更好地解决类别与特征间的非线性关系; (2) 其参数相对于多项式核函数以及 sigmoid 核函数较少, 降低了模型复杂度。

求解上述问题, 得到最优超平面^[10] 如式(12)所示。

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b) \quad (12)$$

3.2.2 SVM 参数优化的 PSO 算法

SVM 参数选择是 SVM 分类性能的重要影响因素, 采用 PSO 算法对 SVM 的惩罚因子 C 与核函数参数 γ 进行优化, 从而得到 SVM 分类最优参数值。PSO 算法的粒子速度、位置更新过程如式(13)、式(14)所示。

$$\begin{aligned} V_i(g+1) &= wV_i(g) + C_1 \text{rand}() (P_i - L_i(g)) \\ &\quad + C_2 \text{rand}() (P_g - L_i(g)) \end{aligned} \quad (13)$$

$$L_i(g+1) = L_i(g) + V_i(g) \quad (14)$$

其中, g 为迭代次数; $V_i(g)$ 是第 i 个粒子的速度; $L_i(g)$ 是第 i 个粒子的位置; P_i 和 P_g 为个体最优解和群体最优解; C_1, C_2 为学习因子; w 为惯性权重; $\text{rand}()$ 为介于(0, 1)之间的随机数。

优化 SVM 时, 需要优化的 SVM 参数 C 和 γ 相当于 PSO 算法中的粒子位置 L_i , 即 $L_i = [C_i, \gamma_i]$, SVM 分类所得准确率的高低相当于每个粒子的适应度值, 用来衡量位置的优劣。寻找最优参数步骤如下:

步骤 1 初始化参数 V_i, L_i , 阈值 ε , 最大迭代次数 G 。

步骤 2 计算每个粒子的适应度 f_i , 以及平均适应度 $\bar{f}$, 根据适应度寻找 P_i 和 P_g 。

步骤 3 根据式(13)、式(14)更新速度、位置。

步骤 4 检验是否符合终止条件, 如式(15)所示。

$$(\bar{f}(g) - \bar{f}(g-1)) / \bar{f}(g) \leq \varepsilon, g < G \quad (15)$$

若满足式(15), 即达到最小错误要求或达到最大迭代次数, 当前 P_g 为搜索到的最优解, SVM 最优参数为当前粒子位置 $L = [C, \gamma]$, 否则返回步骤 2。

3.3 跌倒检测流程

跌倒检测步骤如下, 其中, 疑似跌倒检测为步骤 1

~步骤3,深度跌倒检测为步骤4。

步骤1 用智能手机采集人体运动三轴加速度数据 $a_x(t), a_y(t), a_z(t)$ 。

步骤2 利用式(1)对原始加速度数据进行预处理,得到平滑后三轴加速度 $a'_x(t), a'_y(t), a'_z(t)$ 。

步骤3 利用平滑后的三轴加速度计算合加速度差值 ΔA ,根据式(7)获得疑似跌倒检测的状态标志 f ,若 f 为 1,执行步骤4;否则,返回步骤1。

步骤4 计算步骤3疑似跌倒行为的分类特征倾角 $\Delta\phi$ 、斜率 s ,由已构造的 PSO 优化参数的 SVM 分类器对疑似跌倒行为进一步分类,若分类结果是跌倒则报警,反之,返回步骤1。

跌倒检测流程如图3所示。

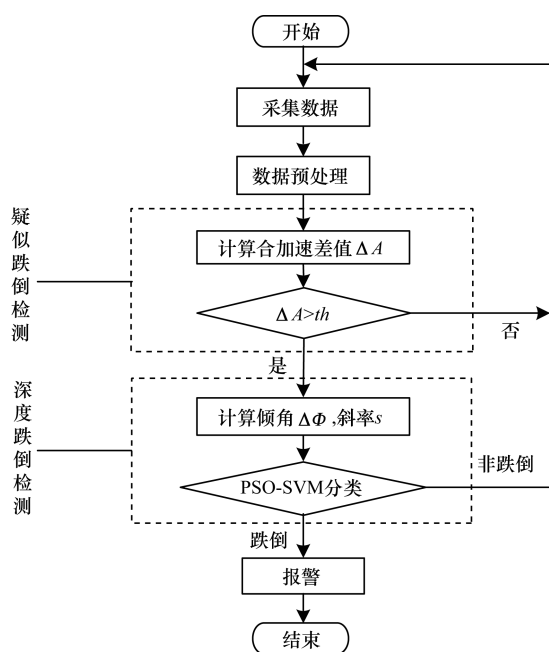


图3 跌倒检测流程

4 仿真结果分析

本文在 Matlab 环境下对算法进行仿真分析。

4.1 数据获取

人体运动频率一般低于 20 Hz,根据 Nyquist 采样定律,本文采用智能手机采集加速度数据频率为 50 Hz^[11],即可完全反映出人体运动信息。跌倒过程所经历的时间一般小于 3 s,每次数据采集时间为 $T=3$ s,即每次数据采集包含 150 个时刻点,可以满足跌倒检测实时性要求^[12]。腰部是人体的重心,其加速度在日常生活活动中变化小,跌倒时变化大,有利于将跌倒从日常生活活动中区分,将手机佩戴在腰部^[13]。实验中采集了 1 000 组数据,其中疑似跌倒:跌倒 400 组,跳、跑各 100 组;其他非

跌倒:步行、快速坐下、快速躺下、弯腰各 100 组。

4.2 性能评价

采用正确肯定率(True Positive Rate, TPR) r_{TPR} 、正确否定率(False Positive Rate, TNR) r_{TNR} 、准确率(Accuracy, AC) r_{AC} 评价算法的精度^[14],如式(16)~式(18),采用平均检测时间评价算法的实时性。

$$r_{TPR} = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \quad (16)$$

$$r_{TNR} = \frac{n_{TN}}{n_{TN} + n_{FP}} \quad (17)$$

$$r_{AC} = \frac{n_{TP} + n_{TN}}{n_{TP} + n_{FN} + n_{TN} + n_{FP}} \quad (18)$$

其中, n_{TP} 表示正确识别跌倒次数; n_{FP} 表示将日常生活活动误判为跌倒次数; n_{TN} 表示正确识别日常生活活动次数; n_{FN} 表示将跌倒误判为日常生活活动的次数。采用 r_{TPR}, r_{TNR}, r_{AC} 评价算法精度,体现了算法在识别跌倒、日常生活活动和所有行为 3 个方面的能力。

4.3 分类模型

选取 1 000 组数据中的 500 组作为训练数据,其中疑似跌倒 300 组(跌倒 200 组,跳、跑各 50 组),其他非跌倒 200 组(步行、快速坐下、快速躺下、弯腰各 50 组)。对训练数据 ΔA 的分析结果如图 4 所示。

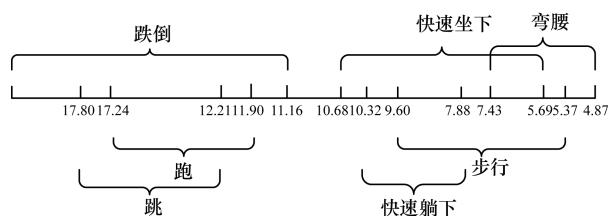


图4 人体各种行为的合加速度差值 ΔA 统计结果

从图4中看出,200 组跌倒的 ΔA 均在 $[11.16, 19.27]$ 之间,50 组快速坐下、快速躺下、步行、弯腰的 ΔA 均与跌倒没有重叠部分;而 50 组跳、跑的 ΔA 均与跌倒有重叠部分。为此确定 ΔA 的阈值 th 为 11.16,进行疑似跌倒检测。

用 200 组跌倒以及疑似跌倒检测无法区分的非跌倒剧烈运动(50 组跳、跑)作为 PSO-SVM 分类器的训练样本,构造 PSO-SVM 分类器。

4.4 跌倒检测仿真结果

根据建立的分类模型对 500 组测试数据进行疑似跌倒检测,检测结果如表 1 所示。经过疑似跌倒检测后,只有 1 组快速坐下被误判为疑似跌倒行为。对 301 组疑似跌倒行为进行深度跌倒检测,结果如表 2 所示。

表 1 疑似跌倒检测结果

行为	检测次数	疑似跌倒次数	非跌倒次数	正确率/%
跌倒	200	200	0	100
跑	50	50	0	100
跳	50	50	0	100
快速坐下	50	1	49	98
快速躺下	50	0	50	100
步行	50	0	50	100
弯腰	50	0	50	100

表 2 深度跌倒检测结果

行为	检测次数	跌倒次数	非跌倒次数	正确率/%
跌倒	200	198	2	99
跑	50	2	48	96
跳	50	2	48	96
快速坐下	1	0	1	100

使用阈值结合 PSO-SVM 方法, 和采用本文数据使用未优化的 SVM 方法^[15] 以及加速度阈值方法^[5] 进行对比, 结果如表 3 所示。

表 3 仿真结果对比

方法	TPR/%	TNR/%	AC/%	平均检测时间/s
SVM	94.0	97.3	96.0	0.015
加速度阈值	92.5	96.3	94.8	0.015
本文方法	99.0	98.7	98.8	0.012

对表 3 中算法的精度进行分析, 使用 SVM 时, 对日常生活活动的识别能力较好, 但对跌倒的识别能力较差; 使用加速度阈值方法易对跌倒产生误判, 整体识别率较低; 使用本文方法比 SVM 方法以及加速度阈值方法都有所提升, 其 TPR 可达到 99.0%, 能够降低由于不能正确识别跌倒而使用户不能及时得到救助的几率, 其 TNR 与 AC 也分别达到 98.7%, 98.8%。从算法的实时性进行分析, 本文方法的平均检测时间为 0.012 s, 低于 SVM 方法与加速度阈值方法的平均检测时间。

5 结束语

本文提出一种基于人体运动加速度数据阈值分类与模式识别分类结合的跌倒检测算法, 该算法采用合加速度、倾角以及斜率 3 个运动特征。仿真结果表明, 本文算法在检测精度及实时性方面均优于对比算法。目前的仿真实验数据仅采用青年人的数据样本, 下一步的研究任务将采用老年人的数据样本进行分析, 并改进检测算法, 以增强研究成果的实用性。

参考文献

- [1] Medrano C, Igual R, Plaza I, et al. Detecting Falls as Novelties in Acceleration Patterns Acquired with Smartphones[J]. PLoS ONE, 2014, 9(4): 1-9.
- [2] Cheng Wenchang, Jhan Dingmao. Triaxial Accelerometer-based Fall Detection Method Using a Self-constructing Cascade-adaboost-SVM Classifier[J]. Journal of Biomedical and Health Informatics, 2013, 17(2): 411-419.
- [3] Zigel Y, Livak D, Gannot I. A Method for Automatic Fall Detection of Elderly People Using Floor Vibrations and Sound—Proof of Concept on Human Mimicking Doll Falls[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(12): 2858-2867.
- [4] 马宝庆, 汤一平, 严杭晨. 基于全方位视觉的独居老人监护系统[J]. 计算机工程, 2013, 39(8): 44-49, 59.
- [5] 张军建, 赵捷, 安佰京, 等. 基于三轴加速度传感器的跌倒检测研究[J]. 现代生物医学进展, 2014, 14(18): 3585-3588.
- [6] Bourke A K, Lyons G M. A Threshold-based Fall-detection Algorithm Using a Bi-axial Gyroscope Sensor[J]. Medical Engineering & Physics, 2008, 30(1): 84-90.
- [7] 李正周, 陈联涛, 刘勇, 等. 人体跌倒的鲁棒检测方法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 580-585.
- [8] 刘健, 刘忠, 熊鹰. 基于 PSO 算法的 SVM 参数优化方法研究[J]. 计算机科学与技术汇刊: 中英文版, 2013, 2(1): 9-16.
- [9] Khan A M, Lee Y K, Lee S Y, et al. Human Activity Recognition via an Accelerometer-enabled-smartphone Using Kernel Discriminant Analysis[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Future Information Technology. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 1-6.
- [10] 石欣, 熊庆宇, 雷璐宁. 基于压力传感器的跌倒检测系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3): 715-720.
- [11] 李亚萍, 薛冰冰, 吴书裕, 等. 基于 iOS 的老年人跌倒检测报警系统研究[J]. 医疗卫生装备, 2014, 35(9): 15-18.
- [12] 卢先领, 王洪斌, 王莹莹, 等. 一种基于加速度传感器的人体跌倒识别方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(4): 1109-1111.
- [13] Benocci M, Tacconi C, Farella E, et al. Accelerometer-based Fall Detection Using Optimized ZigBee Data Streaming[J]. Microelectronics Journal, 2010, 41(11): 703-710.
- [14] Aguiar B, Rocha T, Silva J, et al. Accelerometer-based Fall Detection for Smartphones[C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Medical Measurements & Applications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [15] Liu Shing-hong, Cheng Wenchang. Fall Detection with the Support Vector Machine During Scripted and Continuous Unscripted Activities[J]. Sensors, 2012, 12(9): 12301-12316.