轻工学报® 2019 年 5 月 第 34 卷 第 3 期
JOURNAL OF LIGHT INDUSTRY Vol. 34 No. 3 May 2019

引用格式:赵婉婉,任静,刘燕南,等. 基于 AdaBoost 多核支持向量机的跌倒检测研究[J]. 轻工学报,2019,34(3):84 - 91.
中图分类号:TP391.41 **文献标识码**:A
DOI:10.3969/j.issn.2096 - 1553.2019.03.010
文章编号:2096 - 1553(2019)03 - 0084 - 08

基于 AdaBoost 多核支持向量机的跌倒检测研究

Research on fall detection based on Adaboost multiple kernel support vector machine

赵婉婉,任静,刘燕南,武东辉,余凯
ZHAO Wanwan, REN Jing, LIU Yannan, WU Donghui, YU Kai

郑州轻工业大学 建筑环境工程学院,河南 郑州 450002
School of Building Environment Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China

关键词:
AdaBoost;多核学习;
支持向量机;
跌倒检测

Key words:
AdaBoost;
multi-kernel learning;
SVM; fall detection

摘要:针对传统的跌倒检测模型实时性低、误报率高的问题,提出 AdaBoost 多核支持向量机模型(ADB-MKSVM),用于对跌倒动作进行检测识别. 该模型基于改进的 AdaBoost 模型框架,将多核支持向量机作为基分类器,并集合这些基分类器构成一个更强的最终分类器;依据人体动作数据分布和每次训练集中各样本的分类是否正确,以及上次的总体分类准确率,来确定每个样本的权值,采用权重动态分配的方法提高跌倒动作的识别率. 测试结果表明,该模型具有良好的分类性能,且传感器绑于腰部位置可有效提高跌倒动作的检测效果,其准确率为 99.33%,跌倒检出率为 63.6%,跌倒检测错误率为 1.62%.

收稿日期:2018 - 10 - 10
基金项目:河南省科技攻关计划项目(182102210622);河南省高等学校重点科研项目(19A413013)
作者简介:赵婉婉(1989—),女,河南省济源市人,郑州轻工业大学助理工程师,主要研究方向为电气工程、模式识别、智能家居.
通信作者:武东辉(1984—),男,河南省济源市人,郑州轻工业大学讲师,博士, 主要研究方向为机器学习、人体动作识别.

Abstract: Aim at the low real-time performance and high false alarm rate of the traditional fall detection model, AdaBoost multi-core support vector machine model (ADB-MKSVM) was proposed which was used to detect and identify the falling action. Based on the improved AdaBoost model framework, the model took multi-core support vector machine as the basis classifier and assembled these basis classifiers to form a stronger final classifier. According to the distribution of human movement data and whether the classification of each sample in each training set is correct or not, and the overall classification accuracy last time, the weight of each sample was determined. The dynamic weight allocation method was used to improve the recognition rate of the fall action. The test results showed that this model had good classification performance, and the method of binding the sensor on the waist position could effectively improve the detection effect of the fall action. The accuracy rate was 99.33%, the fall detection rate was 63.6%, and the false detection rate was 1.62%.

0 引言

随着社会老龄化问题逐渐凸显,老年人的生活质量和医疗水平受到社会的关注. 在现实生活中,老年人跌倒发生率较高,造成的后果也比较严重,如脑出血、骨折等,甚至死亡. 因此,尽早检测出跌倒并对跌倒者施救和进行康复治疗是非常必要的[1-2].

目前,跌倒检测作为医疗监护系统的一部分,所依据的技术手段主要分为 3 类,即基于环境信息的方法[3]、基于图像的方法[4]和基于可穿戴式传感器的方法[5]. 基于环境信息的方法采用红外传感器、压力传感器和声音传感器等,该方法所需设备简单便宜,但易受环境影响,识别率低. 基于图像的方法不用用户携带穿戴式传感器,但是受光线、噪声影响,跌倒检测效果较差;另外,该方法还涉嫌侵犯用户隐私、干扰用户生活,不便推广使用. 基于穿戴式传感器的跌倒检测方法主要采用加速度计或陀螺仪获取信号,目前其研究主要集中于 3 个方面,即穿戴式传感器的数量及定位研究[6-7]、跌倒信息的特征选择[8-9]和如何确定跌倒事件[10-11]. 尽管多传感器设备可有效提高跌倒事件的检出率,但也会相应地提高检测成本,降低用户使用舒适性,因此本文主要针对单传感器设备进行研究.

跌倒事件的确定方法通常可分为基于分类器的方法[11]和基于阈值的方法[12]. 其中,基于阈值的方法检测跌倒事件的准确率会受到传感器噪声信号和个人经验等因素的影响. 相较于阈值判别法,将传感器与分类器相结合的跌倒检测方法可以更准确地判断出跌倒状态. 目前主要采用支持向量机(SVM)[8]、隐马尔可夫模型(HMM)[11]、人工神经网络[13]等方法. W. C. Cheng 等[8]采用改进的 SVM 对人体左脚踝、右脚踝、腰部和胸部 4 个部位分别采集数据进行跌倒检测,实验结果表明该方法的腰部采集识别准确率最高,达到 98.48%,但该方法未考虑数据分布不均衡的影响. L. Tong 等[11]将单加速度传感器采集的人体上躯干的跌倒和非跌倒数据处理成合成加速度数据后训练 HMM 模型,取得了较好的检测效果,但该方法计算复杂度较高,内存消耗较大,其计算的准确率往往受内部设定条件的限制,且其样本选择种类较少,在普遍适应性上仍有局限. A. T. C. Goh[13]采用人工神经网络的方法识别人体动作,识别率达到了 94%,但是训练时间耗时较大.

基于此,本文拟基于改进的 AdaBoost 模型框架,提出 AdaBoost 多核支持向量机模型(ADB-MKSVM),以检测识别基于单加速度计的跌倒信号,并研究传感器绑定位置(腰、胸、右脚踝和左脚踝)对分类效果的影响,旨在实现采用较少的传感器节点达到较高跌倒检测率的目的.

1　ADB-MKSVM 模型的构建

本文构建的 ADB-MKSVM 是将多核支持向量机作为基分类器，通过迭代训练得到训练效果最优的分类器. 支持向量机的分类模型的最大特点是采用核函数将线性不可分问题的低维空间数据映射到高维特征空间，从而求取最优解，得到最优分类[14-15]. 但是核函数的性能表现差别很大，直接影响支持向量机的识别效果. 因此，将多个核函数进行线性凸组合[14,16-18]，以克服单一核函数选择对分类效果的影响.

1.1　研究基础

1.1.1　支持向量机　对于给定的样本数据集 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^{N}$，$x_i \in R^d$，类别标签 $y_i \in \{+1, -1\}$，支持向量机不等式约束模型[14-15] 和等式约束模型[19-20] 分别表示为

$$\begin{aligned} &\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i \\ &\text{s.t.}\quad y_i[\boldsymbol{w}\varphi(x_i) + b] \geqslant 1 - \xi_i \\ &\xi_i \geqslant 0 \qquad i = 1,2,\cdots,N \end{aligned} \tag{①}$$

$$\begin{aligned} &\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2 + \frac{C}{2}\sum_{i=1}^{N}\xi_i^2 \\ &\text{s.t.}\quad y_i[\boldsymbol{w}\varphi(x_i) + b] = 1 - \xi_i \\ &\xi_i \geqslant 0 \qquad i = 1,2,\cdots,N \end{aligned} \tag{②}$$

其中，$\varphi(\cdot)$ 是核函数，$C > 0$ 是正则化参数，ξ_i 是松弛变量，b 为偏差，$\boldsymbol{w}$ 是分离超平面参数矢量.

对于不等式约束和等式约束的支持向量机，其决策函数均可表述为

$$f(x) = sign\Big(\sum_{i\in SV}\alpha_i y_i K(x_i, x) + b\Big)$$

其中，$\boldsymbol{SV}$ 为支持向量；核函数 $K(u,\boldsymbol{v}) = \varphi(u)^{\mathrm{T}}\cdot\varphi(\boldsymbol{v})$，$\varphi(\boldsymbol{v})$ 为矢量 $\boldsymbol{v}$ 的特征映射.

1.1.2　多核学习模型　核函数的选择是影响支持向量机分类效果的重要因素. 多核学习模型是基于核的一种灵活学习模型，能获得比单核模型更优的性能. 多核模型中最简单、最常用的是将多个基本核函数进行凸组合，其形式如下：

$$K(\cdot,\cdot;\beta) = \sum_{p=1}^{m}\beta_p k_p(\cdot,\cdot)$$

$$\beta_p \geqslant 0 \qquad \sum_{p=1}^{m}\beta_p = 1 \tag{③}$$

其中，$k_p(\cdot,\cdot)$ 表示预定义的 m 个基本核函数中的第 p 个，β_p 是第 p 个基本核函数对应的核组合系数.

根据 Mercer 定理，式 ③ 可以重新表述为

$$\varphi(\cdot;\beta) = [\sqrt{\beta_1}\varphi_1(\cdot), \sqrt{\beta_2}\varphi_2(\cdot), \cdots, \sqrt{\beta_m}\varphi_m(\cdot)]$$

$$K(\cdot,\cdot;\beta) = \varphi(\cdot;\beta)^{\mathrm{T}}\cdot\varphi(\cdot;\beta)$$

$$\beta_p \geqslant 0 \qquad \sum_{p=1}^{m}\beta_p = 1$$

其中，$\varphi_i(\cdot)$ 表示第 i 个基核对应的特征映射函数，$\varphi(\cdot;\beta)$ 表示多核函数形成的组合核函数对应的特征映射.

1.2　ADB-MKSVM 模型基分类器的选择

将多核学习模型应用于式 ① 和式 ②，则可分别得到稀疏的多核支持向量机（S-MKSVM）模型和多核最小二乘支持向量机（MK-LSSVM）模型，将其作为 ADB-MKSVM 模型的基分类器，具体模型分别如下：

$$\begin{aligned} &\min_{\mu}\min_{\boldsymbol{w},b,\xi} \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{M}\mu_k\|\boldsymbol{w}_k\|^2 + \frac{C}{2}\sum_{i=1}^{N}\xi_i^2 \\ &\text{s.t.}\ \ y_i\Big(\sum_{k=1}^{M}\mu_k\boldsymbol{w}_k^{\mathrm{T}}\varphi_k(x_i) + b\Big) = 1 - \xi_i \\ &\xi_i \geqslant 0 \qquad i = 1,2,\cdots,N \\ &\sum_{k=1}^{M}\mu_k = 1 \\ &\mu_k \geqslant 0 \qquad k = 1,2,\cdots,M \end{aligned} \tag{④}$$

$$\begin{aligned} &\min_{\mu}\min_{\boldsymbol{w},b,\xi} \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{M}\mu_k\|\boldsymbol{w}_k\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i \\ &\text{s.t.}\ \ y_i\Big(\sum_{k=1}^{M}\mu_k\boldsymbol{w}_k^{\mathrm{T}}\varphi_k(x_i) + b\Big) \geqslant 1 - \xi_i \\ &\xi_i \geqslant 0 \qquad i = 1,2,\cdots,N \\ &\sum_{k=1}^{M}\mu_k = 1 \end{aligned}$$

$$\mu_k \geqslant 0 \qquad k = 1,2,\cdots,M \qquad ⑤$$

其中,正则化参数 $C > 0$,μ_k 是第 k 个核函数对应的组合系数,ξ_i 是松弛变量,b 为偏差.

根据结构风险最小化原则,将式④转化为在原始空间求解最小值优化问题,同理,式⑤亦可被转化为原始空间最优化问题,最终模型④和⑤的决策函数可同表述为

$$f(x) = sign\Big(\sum_{k:\mu_k}\mu_k \sum_{i:\alpha_i>0}\alpha_i y_i K_k(x_i,x) + b\Big)$$

1.3 模型构建

AdaBoost 增强学习模型(ADB 模型)的核心思想是:假设基分类器是弱分类器,通过迭代设计分类器,首先通过训练数据集而训练一个基分类器并计算其错误率,随后在同一数据集上再次计算这些弱分类器,依据迭代计算分配训练样本不同的权值. 将每次迭代计算出的权值中错误分类样本的权重提升,同时将正确分类样本的权重降低,但这些权重的总和始终为 1. 本文所提出的 ADB-MKSVM 模型是基于文献[21]中的 AdaBoost 模型,将 S-MKSVM 和 MK-LSSVM 这两个多核支持向量机模型作为基分类器(弱分类器),并考虑采集到的跌倒样本数据集分布,提出 ADB-MKSVM 模型如下.

以两分类问题为例,有训练数据集 $\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_N,y_N)\}$,其中 $y_i \in \{-1,1\}$,$i = 1,2,\cdots,N$. 在 AdaBoost 模型中,每个样本 x_i 的初始权重为 $D_0(x_i) = \dfrac{1}{N}$. 考虑到在动作分类数据集中跌倒样本是少数类,数据分布不均,数据样本初始权重重置为

$$D_0(x_i) = \frac{\#y_{\min}}{\#y_i}$$

其中,$\#y_{\min}$ 表示数据集中的少数类样本数量,$\#y_i$ 表示数据集中类别 i 所对应的样本数.

另外,在 AdaBoost 模型中,训练样本的权重没有考虑不同类样本分布情况,并且其权重是随迭代过程动态更新的,其中权重更新公式为

$$D_{t+1}(x_i) = \frac{D_t(x_i)\exp(-\alpha_t E(\Omega_t(x_i),y_i))}{Z_t}$$

$$i = 1,2,\cdots,N \qquad ⑥$$

式中,$\alpha_t = \dfrac{1}{2}\ln\Big(\dfrac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t}\Big)$;$\Omega_t(x_i)$ 是分类器 Ω_t 对样本 x_i 的识别结果,其中

$$E(\Omega_t(x_i),y_i) = \begin{cases} 1 & \Omega_t(x_i) = y_i \\ 0 & \Omega_t(x_i) \neq y_i \end{cases}$$

Z_t 是标准化参数. 上式满足 $\sum_{i=1}^{N} D_{t+1}(x_i) = 1$.

与 AdaBoost 模型不同,本文训练弱分类器并得到相应的训练误差

$$\xi_t^j = \xi(f_t^j) = \sum_{i=1}^{N} D_t(i)(f_t^j(x_i) \neq y_i) \qquad ⑦$$

依据训练误差,选择其中最小误差对应的分类器为第 t 次循环中的最优分类器 $f_t \arg\min_{f_t^j, j\in\{1,2,\cdots,M\}} \xi(f_t^j)$. ADB-MKSVM 模型构建的具体流程如图 1 所示.

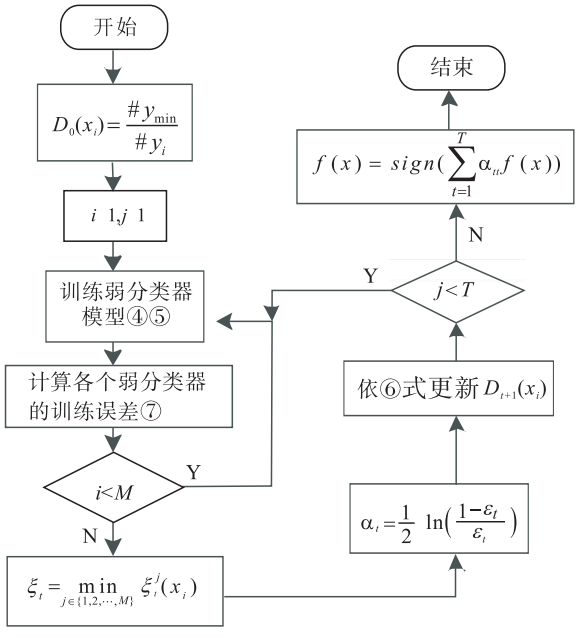


图 1 ADB-MKSVM 模型构建流程图

Fig. 1 The overview of multi-kernel SVM based on AdaBoost algorithm

2　实验验证分析

2.1　实验设备和数据采集

本文采用人体动作监督平台采集数据，平台由信号采集端和接收端组成. 实验中 6 名志愿者(4 男 2 女)参加了动作采集，采集跌倒和走路等动作组成跌倒和非跌倒动作数据集，其中，非跌倒动作数据每组每人采集 5 次，由于跌倒动作持续时间相对较短，在做好有效防护后，每人采集跌倒动作 15 次. 整个实验采用三轴加速度计采集人体腰、胸、两侧脚踝的动作数据(见图 2)，采样频率是 20 Hz. 采用滑动窗对采集到的数据提取均值、标准差、轴间相关系数、峰度特征，最后得到 12 个特征[22-23]，将这些特征归一化到[0,1][22]，选取窗口长度为 0.2 s，窗口重叠率为 50%. 最后得到 4 个部位的测试样本和训练样本数相同，由于跌倒相较于非跌倒动作持续时间较短，故样本呈现为不均衡数据集. 在训练数据集中，跌倒和非跌倒样本数分别为 360 和 3690，测试训练集中跌倒和非跌倒样本数分别为 96 和 924.

2.2　评价指标设置

为了有效地测试、评价 ADB-MKSVM 对跌倒动作的检测性能，本文采用准确率(AR)、检出率(DR)和误检率(FAR)来进行评价：

$$AR = \frac{TP + TN}{p + q}$$

$$DR = \frac{TP}{p}$$

$$FAR = \frac{FP}{q}$$

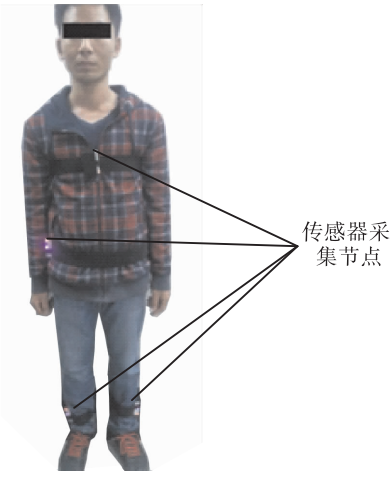
其中，p，q 分别表示采集到的跌倒和非跌倒特征样本数；TP 表示正确分类的跌倒样本数；TN 表示正确分类的非跌倒样本数；FP 表示被检测为跌倒的非跌倒样本数.

2.3　实验模型参数设置

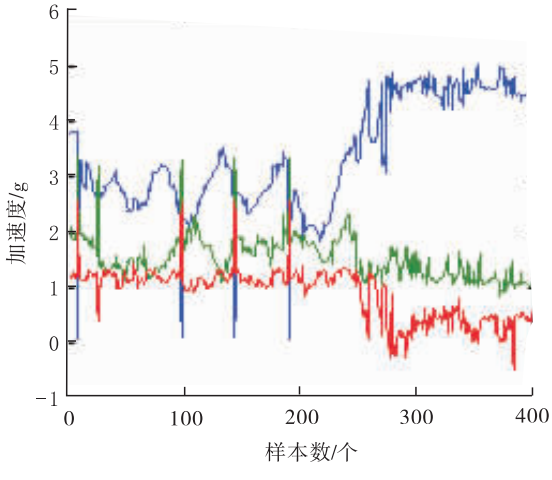
采用 5 折交叉验证方式确定模型的参数，其中 SVM，S-MKSVM 和 MK-LSSVM 模型的正则化参数 C 在$[2^{-5}, 2^{-4}, \cdots, 2^{5}]$范围内确定最优参数，支持向量机采用高斯核函数，其核宽在$[2^{-5}, 2^{-4}, \cdots, 2^{5}]$范围内寻优. S-MKSVM，MK-LSSVM 和 ADB-MKSVM 的核函数分别选择线性核，多项式核($K(u,v) = (u \cdot v + 1)^{d}$，$d = 1,2,3$)和高斯核(核宽 $\gamma = [0.5,1,2,5,10,12,15,17,20]$).

2.4　实验结果与分析

表 1 列出了传统 SVM，S-MKSVM，MK-LSSVM



a)节点固定位置



b)腰部采集的“走路-跌倒-躺”三轴加速度

图 2　采集节点绑定位置及腰部采集到的“走路－跌倒－躺”三轴加速度计数据

Fig. 2　The placements of sensor nodes and the triaxial accelerometer data of “walking-fall-lying” from waist

表 1　不同分类器对 4 个不同位置的分类结果

Table 1　The evaluation of the four classifiers using data from four different positions　%

位置	指标	分类器			
		SVM	S-MKSVM	MK-LSSVM	ADB-MKSVM
胸	*AR*	97.49	98.32	97.64	98.59
	DR	56.25	63.25	65.32	73.51
	FAR	2.60	2.32	2.46	2.12
腰	*AR*	98.33	99.12	99.26	99.33
	DR	52.50	54.20	55.4	63.60
	FAR	2.30	2.01	1.92	1.62
右脚踝	*AR*	92.48	92.48	92.48	92.48
	DR	33.33	34.23	35.42	43.45
	FAR	4.30	3.40	3.60	2.80
左脚踝	*AR*	92.12	94.45	93.24	95.61
	DR	43.75	45.21	44.27	48.73
	FAR	3.20	2.84	2.57	2.20

和 ADB-MKSVM,对不同部位(腰、胸、右脚踝及左脚踝)传感器数据在准确率、跌倒检出率、误检率方面的计算结果.

从表 1 可以发现,在 4 个采集节点绑定位置中,腰部节点数据分类准确率最好,以经典 SVM 为例,其分类准确率达到 98.33%,误检率最小,为 2.30%,其次是胸部位置,其准确率和误检率分别为 97.49% 和 2.60%;胸部采集数据的跌倒检出率最好,SVM 的跌倒检出率达到了 56.25%.由表 1 还可以发现,在这 4 个分类器模型中,多核模型在分类准确率、误检率及检出率都优于传统的 SVM 模型,尤其是本文所构建模型的分类准确率最高,腰部位置分类准确率达到了 99.33%;检出率最好,其中胸部位置达到了 73.51%;误检率最小,腰部位置误检率仅有 1.62%.

选定数据分类效果更好的腰部位置,随迭代次数增加,考察 ADB-MKSVM 模型的训练误差率和测试误差率,结果如图 3 所示,腰部数据的检测准确率、检出率和误检率曲线如图 4 所示.

从图 3 可以看出,训练误差率很快趋近于

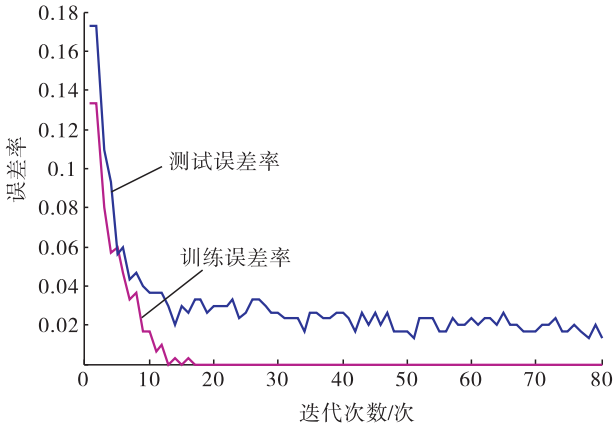


图 3　ADB-MKSVM 模型在腰部数据的训练误差率和测试误差率曲线图

Fig. 3　The training error rate and test error rate of the ADB-MKSVM method using the data from waist

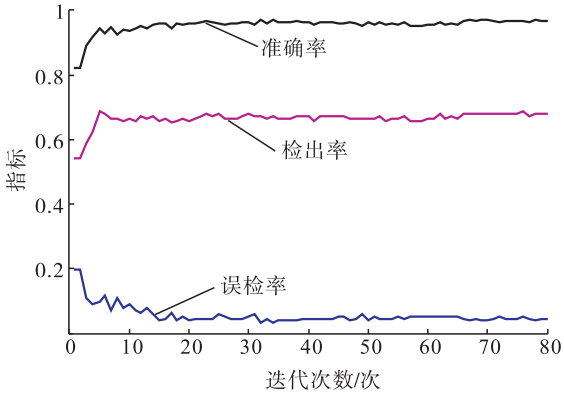


图 4　ADB-MKSVM 模型在腰部数据的准确率、检出率及误检率曲线

Fig. 4　The AR, DR and FAR of the ADB-MKSVM method using the data from waist

0,测试误差率随着迭代次数而下降,即使训练误差率变为 0 后,测试误差率依然下降,并趋向于稳定.从图 4 可以看出,随着迭代次数的增加,分类的准确率在提升,检出率也在提升,误检率在下降,并分别稳定在 0.993 3,0.636 0 和 0.016 2 附近,其他部位的采集数据也具有相同的趋势.据此可知,随着迭代次数的增加,ADB-MKSVM 模型可有效改进样本空白边界的分布.

4 结语

跌倒事件广泛发生在人们的日常生活中，对老年人的日常生活影响较大. 针对传统的跌倒检测模型实时性低、误报率高的问题，本文提出了 ADB-MKSVM 模型来检测跌倒动作. 该模型将多核支持向量机作为基分类器，对每个样本进行权重分配；采用三轴加速度计采集人体四部位动作数据以验证该模型的检测性能. 实验结果表明，ADB-MKSVM 模型的跌倒检测效果较好，传感器固定于腰部检测准确率达到 99.33%，检出率达到 63.60%，误检率仅有 1.62%，可应用于医疗服务机构，有效提高老年人的医疗、生活质量.

参考文献：

[1] MUBASHIR M, SHAO L, SEED L. A survey on fall detection: principles and approaches[J]. Neurocomputing, 2013, 100: 144.

[2] 王之琼，曲璐渲，隋雨彤，等. 基于极限学习机的跌倒检测分类识别研究[J]. 中国生物医学工程学报，2014，31(4)：418.

[3] ZIGEL Y, LITVAK 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.

[4] FOROUGHI H, ASKI B S, POURREZA H. Intelligent video surveillance for monitoring fall detection of elderly in home environments[C]//2008 11th Int Conf on Computer and Information Technology. Piscataway: IEEE, 2008: 219.

[5] LEE J K, ROBINOVITCH S N, PARK E J. Inertial sensing-based pre-impact detection of falls involving near-fall scenarios[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 23(2): 258.

[6] LAI C F, CHANG S Y, CHAO H C, et al. Detection of cognitive injured body region using multiple triaxial accelerometers for elderly falling[J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(3): 763.

[7] AZIZ O, ROBINOVITCH S N. An analysis of the accuracy of wearable sensors for classifying the causes of falls in humans[J]. IEEE Transactions on neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011, 19(6): 670.

[8] CHENG W C, JHAN D M. Triaxial accelerometer-based fall detection method using a self-constructing cascade-AdaBoost-SVM classifier[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Iinformatics, 2013, 17(2): 411.

[9] SHANY T, REDMOND S J, NARAYANAN M R, et al. Sensors-based wearable systems for monitoring of human movement and falls[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(3): 658.

[10] KANGAS M, VIKMAN I, WIKLANDER J, et al. Sensitivity and specificity of fall detection in people aged 40 years and over[J]. Gait & posture, 2009, 29(4): 571.

[11] TONG L, SONG Q, GE Y, et al. HMM-based human fall detection and prediction method using tri-axial accelerometer[J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(5): 1849.

[12] KANGAS M, KONTTILA A, WINBLAD I, et al. Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection[C]//2007 29th Annual International Conference of the IEEE. Engineering in Medicine and Biology Society, Piscataway: IEEE, 2007: 1367.

[13] GOH A T C. Back-propagation neural networks for modeling complex systems[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1995, 9(3): 143.

[14] 陈强，任雪梅. 基于多核最小二乘支持向量机

的永磁同步电机混沌建模及其实时在线预测[J]. 物理学报,2010,59(4):2310.

[15] ZHANG Y,FU P,LIU W,et al. SVM classification for imbalanced data using conformal kernel transformation[C]//2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Piscataway:IEEE,2014:2894.

[16] 张凯军,梁循. 一种改进的显性多核支持向量机[J]. 自动化学报,2014,40(10):2288.

[17] 亓晓振,王庆. 一种基于稀疏编码的多核学习图像分类方法[J]. 电子学报,2012,40(4):773.

[18] 王新迎,韩敏. 多元混沌时间序列的多核极端学习机建模预测[J]. 物理学报,2015,64(7):70504.

[19] SUYKENS J A K,VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters,1999,9(3):293.

[20] YANG X,TAN L,HE L. A robust least squares support vector machine for regression and classification with noise[J]. Neurocomputing,2014,140:41.

[21] SCHAPIRE R E. The boosting approach to machine learning:an overview[M]//Nonlinear estimation and classification. New York:Springer,2003:149.

[22] WANG Z,JIANG M,HU Y,et al. An incremental learning method based on probabilistic neural networks and adjustable fuzzy clustering for human activity recognition by using wearable sensors[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine,2012,16(4):691.

[23] ALTUN K,BARSHAN B,TUNGEL O. Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors[J]. Pattern Recognition,2010,43(10):3605.