

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209717

多场景下的人体跌倒检测方法及应用*

仲济磊¹ 黄震宇¹ 陈珍萍² 张静¹ 吴祥³(1. 无锡开放大学机电与信息学院 无锡 214001; 2. 苏州科技大学电子与信息工程学院 苏州 215009;
3. 浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘要: 针对可穿戴 MEMS 传感器检测多场景下的人体摔倒行为时,单一采用加速度阈值判断存在表征不完全的问题,提出了改进麻雀搜索算法(ISSA)优化 SVM(SVM)的人体跌倒检测识别方法。首先通过可穿戴 MEMS 传感器采集人体离散化姿态数据,然后通过时间滑动窗口找出加速度阈值与角速度阈值特征向量并进行一级判定;同时构建 ISSA-SVM 跌倒状态检测模型,即利用改进的麻雀搜索算法对 SVM 的核参数和惩罚因子进行自适应优化,获得最优分类模型;最后根据 SVM 分类模型,对一级判定的数据进行分析,判断是否真正跌倒。实验仿真和产品应用结果表明:对于人体在不同场景下意外跌倒的检测,所提出的 ISSA-SVM 识别检测模型测试正确率达 98% 以上,同时降低了漏报率。经过多次测试,跌倒检测器表现出较好的鲁棒性。

关键词: 跌倒检测;特征向量;麻雀优化算法;支持向量机;自适应优化

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Detection method and application of human fall in multiple scenarios

Zhong Jilei¹ Huang Zhenyu¹ Chen Zhenping² Zhang Jing¹ Wu Xiang³

(1. College of Mechatronics and Information, Wuxi Open University, Wuxi 214001, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China;

3. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In order to solve the problem of incomplete representation when the wearable MEMS sensor is used to detect human fall behavior in multiple scenes, a SVM human fall detection and recognition method is proposed based on improved sparrow search algorithm (ISSA). Firstly, the wearable MEMS sensor is used to collect the discrete attitude data of human body. Then, the acceleration threshold and angular velocity threshold eigenvectors are found through the time sliding window and the first-order judgment was performed. At the same time, an ISSA-SVM detection model of fall state is constructed, that is, the kernel parameters and penalty factors of SVM are adaptive optimized by the improved sparrow search algorithm to obtain the optimal classification model. Finally, according to the SVM classification model, the data of the first-level decision are analyzed to judge whether the fall is real. Experimental simulation and product application results show that the test accuracy of the proposed ISSA-SVM model for the detection of human accidental falls in different scenarios is more than 98%, and the failure rate is reduced. After many tests, the fall detector shows good robustness.

Keywords: fall detection; the feature vectors; sparrow optimization algorithm; support vector machine; adaptive optimization

0 引言

随着社会的高速发展,人口老龄化^[1]问题日益突显,如何保障老年人的身心健康和生活质量,成为当今社会的一个迫切需要解决的问题。意外跌倒是造成老年人外在创伤

骨折以及生命危险的重要原因。为此,开展对人体跌倒的智能检测研究,成为急需要解决的问题。

跌倒检测^[2-3]是一种事后检测,即实时将跌倒后的结果通过物联网技术传输到监护人,这种方式虽然可以有效缩短施救时间,但是跌倒的伤害是无法降低的。为此,在

收稿日期:2022-04-23

* 基金项目:国家自然科学基金(51874205)项目资助

文献[4]中提出了一种新的老人跌倒解决策略,针对老人跌倒活动进行预先识别,并气囊弹出的方式,在预判人体跌倒前,将气囊弹出保护人体,避免跌倒给髌关节和后脑带来严重伤害,其关键点在于对人体的众多日常活动进行学习与识别,及时准确预判出跌倒的瞬间。鉴于此,众多学者也对人体的意外跌倒预测识别方法进行了一系列研究。文献[5]通过融合触觉、加速度、姿态三种特征信息,通过BP神经网络预测跌倒概率,并将概率与设定的阈值对比,识别率为95%,但其存在数据样本不全面、泛化能力不强的不足。文献[6]提出了一种基于离散特征的跌倒检测,提取人体运动特征作为BP神经网络的跌倒检测模型的输出,误报率与漏报率降低。文献[7]提出了一种融合人体姿态角的PSO-SVM特征向量跌倒检测方法,该方法通过对加速度阈值与PSO-SVM检测模型进行了两级识别,但其没有将加速度与姿态角进行融合提出特征向量,同时PSO在优化过程中会陷入局部最优,收敛速度慢,降低了识别精度。为此,文献[8]利用麻雀搜索算法收敛速度快的优势,对支持向量机的分类参数进行优化,收到很好的效果。但是麻雀搜索算法在全局寻优过程中,会因为种群多样性的缺失而又陷入了局部最优的情况。

针对以上阈值法在降低漏判,识别模型泛化能力不强,以及寻优效率低等不足,提出了改进麻雀搜索算法优化SVM的老人跌倒检测识别方法。首先,对人体运动过程中的加速度与角度姿态进行数据分析;其次,基于滑动时间窗口,找出加速度阈值与姿态角阈值特征向量,将二者进行融合判定状态;最后,构建ISSA-SVM跌倒状态特征向量模型完成二次是否跌倒状态判定。

1 跌倒检测原理

在人们日常生活中发生的跌倒行为,大都是人体各部位相对于外界环境不协调的运动过程。本试验只选取人体躯干上的一个点(图1的坐标原点位置)作为观察样本,围绕其在空间中运动所产生的加速度、角速度建立数学模型^[9],分析跌倒行为。

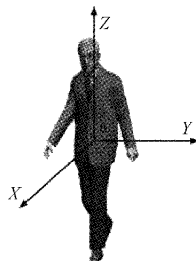


图 1 人体坐标系

如图2所示为一次典型的人体由正常行走向前跌倒开始到触地静卧的加速度变化过程。在跌倒的四个不同阶段,其曲线都有明显的特征。

在跌倒失衡阶段,三轴加速度值开始做小幅度的振动;

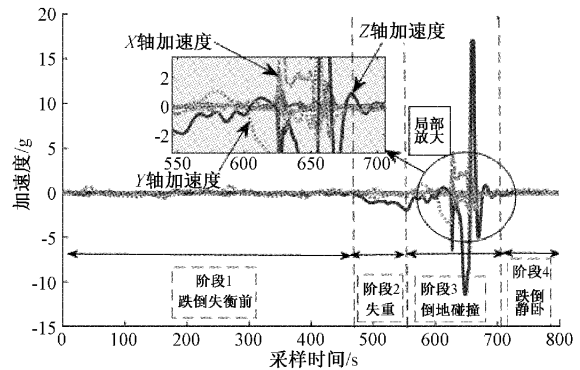


图 2 向前跌倒三轴加速度变化

在失重阶段到触地碰撞阶段,三轴的加速度与频率变化更为剧烈,尤其是Z轴方向,加速度值几乎达到20g的失重峰值;与此阶段形成鲜明反差的是倒地静卧过程,在各轴上的加速度均无明显变化。可见跌倒过程中的高频率、无规则加速度值变化,是区别于其他日常运动的特征所在,为此可以利用人体活动加速度值上的变化来进行跌倒检测。

需要指出的是,人们日常活动中的跳跃运动与跌倒加速度曲线有着极其相似上特征。因此,需再增加一个运动特征维度用以实现交叉验证。角速度可以反映人体躯干在跌倒过程中发生的旋转运动。图3是一次向前跌倒过程中角速度值的变化情况。在静止的时候,人体各个方向上的角速度均为0。而在跌倒过程中,角速度的变化与加速度变化类似,从失重到触地碰撞,三轴的角速度在幅度与频率方面发生了显著的变化。

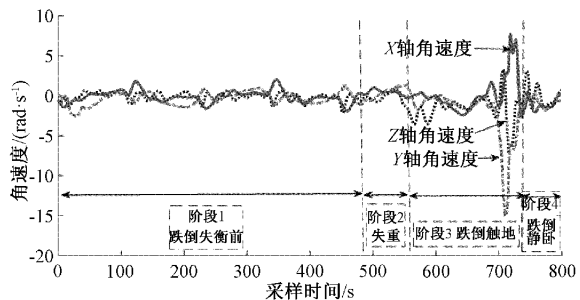


图 3 向前跌倒三轴角速度变化

为了有效判定多场景环境下的跌倒状态,提高判定的效率与准确度,降低漏报率,本文提出了一种整合加速度与姿态特征向量阈值、ISSA-SVM的人体跌倒检测识别两级判定算法,该方法流程如图4所示。



图 4 检测流程

具体步骤实现如下:

步骤 1 利用自研 MEMS 人体跌倒检测设备,采集人体在跌倒与非跌倒下的加速度与角速度。

步骤2 基于滑动时间窗口,提取加速度阈值与姿态角速度阈值特征向量,将二者进行融合作为判定跌倒状态的依据。

步骤3 构建 ISSA-SVM 跌倒状态特征向量模型,通过对模型的训练学习,实现对步骤2中达到加速度与角速度阈值的跌倒数据进行二次验证。进一步提高了跌倒状态检测精度,降低漏判率。

2 数据特征提取策略

在图3与4向前跌倒过程中的三轴加速度与角速度的变化曲线中,选取宽度为 L ,滑动步长为 S 的窗口(L, S 均为整数,且 $L > S$),设置第一级合加速度阈值为 A_0 ,合角速度阈值为 W_0 ;若某一时刻采集的合加速度值 A_i ,合角速度 W_i 满足 $A_0 < A_i$ 且 $W_0 < W_i$,则选择此时的数据点为中心点 L_0 ,以 L_0 为基准,截取其前后 $L/2$ 范围内,由失重到触地碰撞时特征向量加速度 $A_i(a_{xi}, a_{yi}, a_{zi})$ 、角速度为 $W_i(w_{xi}, w_{yi}, w_{zi})$ ($i=1, 2, 3, \dots$)。

3 跌倒检测模型及流程

3.1 跌倒检测模型

支持向量机^[10]是一种在小批量数据下高效进行二分类的模型。支持向量机的学习策略就是使得间隔最大化,可以形式化为一个解凸二次规划的问题。通过对比人体跌倒后与跌倒前加速度以及姿态上的数据变化,可以发现,二者状态数据有着明显的不同,既是可分的,也是非线性的。SVM处理非线性二分类问题的主要方法是核技巧,通过引入核函数 $H(x_i, x_j)$ 和适当的惩罚因子 C ,构造最优解:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j H(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^N \alpha_j \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (1)$$

对式(1)求解后的最优解记为 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_N^*)$ 。选择 α^* 中的一个正分量 α_i^* (其中 $0 < \alpha_i^* < C$),由 α_i^* 代人构造决策函数:

$$g(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i H(x_i, x_j) + b^*\right) \quad (2)$$

得到 $b^* = y_j - \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i H(x_i, x_j)$ 。当式(2)中的 $H(x_i, x_j)$ 为正定核函数时,则存在最优分割平面^[11]。这里取径向基(RBF)作为核函数 $H(x_i, x_j)$,其表达式为:

$$H(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

由式(1)~(3)可得,SVM非线性分类器需要优化的参数分别为惩罚因子(C)以及RBF核参数(g),这两参数是取得最优分割平面的关键。

3.2 改进麻雀搜索算法

受到麻雀群体觅食行为的启发,文献[12]首次提出了

麻雀搜索算法。麻雀搜索算法主要由发现者、跟随者、警戒者构成。在麻雀搜索算法中,发现者、跟随者和警戒者职责明确,种群数量决定者解的个数。发现者和跟随者是互斥并动态变化的。在整个寻优迭代过程中,通过三者位置变化,完成适应度能量更新。但是在SSA在求解过程中,容易陷入局部饱和问题。麻雀搜索算法其搜索模拟过程如图5所示。

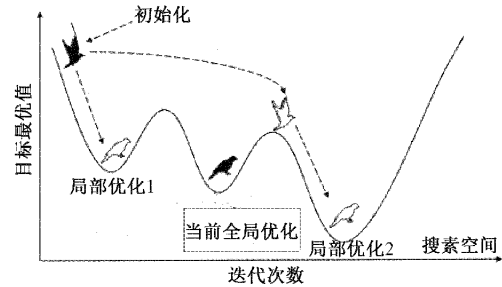


图5 麻雀优化搜索模拟过程

为此,本文提出一种改进的麻雀搜索算法,分别对发现者与警戒者的位置更新公式加以改进。同时在种群初始化时,引入立方混沌与反向学习,增加种群多样性;进化中,引入 t 分布扰动,进一步提高全局寻优的能力。

1) 发现者与警戒者位置更新改进

在标准的SSA算法中,作为发现者的麻雀在寻觅到局部最优的位置的时候,会使得跟随者大量涌入到该位置,造成位置更新阻塞,导致群位置的多样性丢失,出现“早熟”的现象。针对该现象,对发现者在 $R_2 < ST$ 时的位置更新公式,修改为 $X_{i,j}^t \cdot (1 + Q)$,发现者位置更新表达式修正如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot (1 + Q), & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (4)$$

其中, Q 为期望为0、标准差为1的高斯函数,加入高斯函数的扰动,使得位置容易远离原点,扩大发现者的搜索范围,可有效避免“早熟”的发生。 L 为一个 $(1 \times j)$ 的一维矩阵,矩阵元素均为1。

麻雀群中的加入者一旦察觉到发现者搜索到更好的食物位置,便会马上离开现在的位置去与发现者争夺食物,加入者的位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > snum/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: X_p 为发现者当前最优位置, X_{worst}^t 为当前全局最差位置; A 为 $1 \times d$ 的随机矩阵,并且满足 $A^1 = A^T(AA^T)^{-1}$; $snum$ 为麻雀的总数量,若 $i > snum/2$ 时,表明适应度很低的第 i 个加入者适应度较低,需要飞往其他区域觅食;反之,加入者将在 X_p 附近觅食。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + k \cdot (|X_{worst}^t - X_{best}^t|), f_i = f_g \end{cases} \quad (6)$$

其中,式(6)中, X_{best} 是警戒者全局最优的位置, β 为步长学习因子,其服从均值为 0、方差为 1 的正态分布的随机数; $k \in [-1,1]$ 是一个随机数, f_i 为当前麻雀的适应度, f_g 与 f_w 分别为全局最优与最差的适应度。在 $f_i = f_g$ 情形下,处于种群中心附近的个体意识到了危险,需要逃离当前的位置以避免危险。

由于麻雀个体在探索寻优过程中具有随机性,很容易越界,导致算法截止于边界处计算,而缺乏边界区域的探索,这也容易使得算法出现局部最优现象^[13-14]。为此,引入一个边界随机因子 α , 提高寻优能力。具体改进公式为:

$$X_{i,j}^t = \begin{cases} X_{ub} - k\alpha, & X_{i,j}^t > X_{ub} \\ X_{lb} + k\alpha, & X_{i,j}^t < X_{lb} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\alpha \in [0,1]$, k 为边界因子 α 的倍数系数; X_{ub} 和 X_{lb} 为搜索空间上下界。

2) 初始化麻雀种群

选用均匀性更好的立方混沌^[13]映射初始化麻雀种群,能够在一定范围内对所有的状态不重复遍历,增加麻雀种群多样性。立方混沌公式如下:

$$2y_{i+1} = 4y_i^3 - 3y_i \quad (8)$$

$$-1 < y_i < 1, y_i \neq 0, i = 0, 1, \dots, N \quad (9)$$

$$x_i = X_{lb} + (X_{ub} - X_{lb}) \times (y_i + 1) / 2 \quad (10)$$

在式(10)中, x_i 为映射后麻雀个体; X_{lb} 与 X_{ub} 分别对应解空间中的下界和上界。混沌立方映射初始化麻雀种群的具体过程为:随机在 $[-1,1]$ 范围内生成一个 d 维向量作为初始个体;然后代入式(8)对其每一维进行迭代生成 $N-1$ 个新个体,最后代入式(10)将立方映射产生的变量值映射到麻雀个体上。

3) 折射反向学习策略

将智能算法与反向学习结合,均能有效提高算法求解精度。虽然在寻优早期引进反向学习能加强算法的收敛性能,但在后期易使算法陷入早熟收敛。因此在反向学习策略中引进一种折射原理^[16]以降低算法在搜索后期陷入早熟收敛的几率。反向折射学习表达式为:

$$x_{i,j}^* = \frac{a_j + a_j}{2} + \frac{a_j + b_j}{2k} - \frac{x_{i,j}}{k} \quad (11)$$

式中: $x_{i,j}$ 表示当前种群第 i 个体在第 j 维中的位置, k 为透镜的缩放系数, k 前期小,成像大;在后期, k 接近于 1,成像略小,有利于收敛。 a_j 与 b_j 为搜索空间范围内的最大值与最小值,即 $a_j = \min(x_j)$, $b_j = \max(x_j)$, $x_{i,j}^*$ 为镜成像反向后个体位置。

在结合立方混沌与折射反向学习策略的基础上,增加了 t 分布扰动。 t 分布可以基于当前的种群信息,自适应调整迭代次数 n , 当 $n = 1$ 时,具有类似柯西分布的全局搜索典型特征;在 $n \rightarrow \infty$ 时,具有类似高斯分布的布局搜索典型特征,避免陷入局部最优,提高全局寻优能力。

$$x_{i,j}^{*'} = \frac{(x_{i,j}^* + x_{i,j})}{2} \cdot T(0,1) \quad (12)$$

式中: $x_{i,j}^{*'}$ 为混沌扰动后的个体, $T(0,1)$ 服从标准差为 1,期望为 0 的随机生成数。

最后,采用了贪婪策略,即适应度函数值由于逆向解较小且优于原解,因此对其进行更新并应用于算法,更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^{*'}, & f(x_{i,j}^{*'}) < f(x) \\ x_{i,j}^{t+1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

由式(8)~(13)确定麻雀搜索算法初始化个体混沌扰动折射反向学习步骤如下:

步骤 1 初始化 $X_p = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$, 其中 x_{id} 为第 i 个麻雀 d 维位置;

步骤 2 将初始化后的 X_p 代入式(10),完成混沌立方映射,得到新种群 X_p^{new} ;

步骤 3 把新种群 X_p^{new} 代入式(12)中进行反向学习得到反向后的种群 X_p^{new*} ;

步骤 4 将种群 X_p^{new} 与 X_p^{new*} 进行合并,按照适应度能力大小进行排序,选择前 N 个较优秀的个体作为新的精英混沌反向麻雀种群 X_p^{elite} ;

步骤 5 把 X_p^{elite} 与原始的 X_p 合并,并按适应度能力大小排序,选择前 N 个最为全新的初始麻雀种群 X_p' 。

3.3 基于 ISSA 优化 SVM 跌倒检测过程

基于 ISSA 优化 SVM 的惩罚因子 C 与核参数 g , 完成人体跌倒检测步骤如下:

步骤 1 确定人体跌倒的三轴的加速度特征向量与三轴的角速度特征向量为特征向量,作为跌倒识别模型的输入,确定输出为跌倒与不跌倒两种情况、同时建立训练、测试集,并对数据归一化处理。

步骤 2 利用改进的 SSA 优化跌倒二分类 SVM 分类模型关键参数。优化流程如图 6 所示。

步骤 3 通过测试集合对训练模型交叉验证,完成运动数据的二分类,以交叉验证的准确率作为麻雀个体的适应度,该适应度是麻雀全局位置的最优值。

步骤 4 判断迭代次数是否满足终止条件,如不满足,则重复步骤 3;反之则停止,输出最佳的 SVM 跌倒分类检测模型。

3.4 基于 ISSA 优化 SVM 跌倒检测过程

基于 ISSA 优化 SVM 的惩罚因子 C 与核参数 g , 完成人体跌倒检测步骤如下:

步骤 1 确定人体跌倒的三轴的加速度特征向量与三轴的角速度特征向量为特征向量,作为跌倒识别模型的输入,确定输出为跌倒与不跌倒两种情况、同时建立训练、测试集,并对数据归一化处理。

步骤 2 利用改进的 SSA 优化跌倒二分类 SVM 分类模型关键参数。

步骤 3 通过测试集合对训练模型交叉验证,完成运

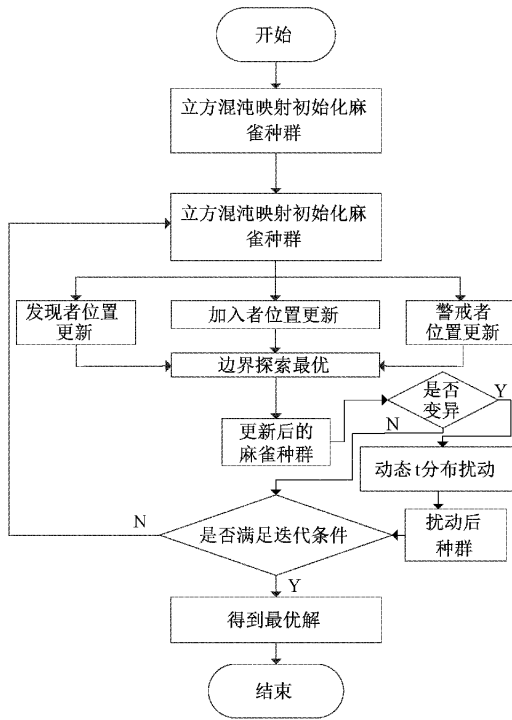


图 6 ISSA 优化 SSA 流程

动数据的二分类,以交叉验证的准确率作为麻雀个体的适应度,该适应度是麻雀全局位置的最优值。

步骤 4 根据式(4)通知发现者的进行位置迭代更新。根据式(5)完成追随者位置迭代更新。按照式(6)更新意识到危险的麻雀位置,警戒者会通知外围麻雀转向安全位置,而处在种群中心的麻雀会以随机的方向往种群中其他麻雀位置靠拢。

步骤 5 计算麻雀个体新位置的适应度值,将更新后的适应度值与原来的最优值进行比较,并更新全局最优信息。

步骤 6 判断迭代次数是否满足终止条件,如不满足,则重复步骤 3;反之则停止,输出最佳的 SVM 跌倒分类检测模型。

4 仿真实验与分析

4.1 改进 ISSA 寻优能力测试

为验证改进后的麻雀算法的寻优能力,选用表 1 中的测试函数,对比未改进前的麻雀优化算法、粒子群优化算法、灰狼优化算法之间寻优差异性,测试函数的维度设置为 30,最优解设置为 0。最大迭代次数为 500 次。各算法的寻优性能对比如表 2 所示。

表 1 测试函数

类型	序号	函数名称	测试函数	维度	搜索范围	目标最优值
单峰	①	Schwefel 2.22	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-100, 100]$	0
	②	Schwefel 1.2	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
多峰	③	Rastrigin	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
	④	Griewank	$F_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0

表 2 各算法的寻优性能对比

测试函数	统计值	SSA	ISSA	PSO	GWO
$F_1(x)$	平均值	0.000 28	9.17×10^{-5}	0.000 68	499.516 8
	标准差	0.006 40	0.001 71	0.009 57	4 371.326 6
	最优值	3.16×10^{-81}	0	1.34×10^{-21}	3.597×10^{-38}
$F_2(x)$	平均值	0.003 31	0.000 17	0.001 06	1 070 129.715 7
	标准差	0.049 93	0.002 58	0.013 71	23 812 440.109 2
	最优值	3.6×10^{-261}	0	2.435×10^{-12}	1.38×10^{-24}
$F_3(x)$	平均值	0.000 78	0.001 54	0.007 89	17.906 5
	标准差	0.016 18	0.027 55	0.081 92	59.167 2
	最优值	1.2×10^{-11}	0	1.16×10^{-10}	0
$F_4(x)$	平均值	0.000 500 8	0.018 17	0.018 17	0.555 28
	标准差	0.010 407	0.001 16	0.205 51	2.645 2
	最优值	0	0	2.27×10^{-11}	2.58×10^{-14}

对于单峰测试函数 $F_1(x)$ 、 $F_2(x)$ ，ISSA 算法迅速收敛找到理论最优值，SSA 未在 500 次迭代内找到理论最优值，PSO 与 GWO 均提前陷入局部饱和，收敛曲线如图 7、8 所示。对于多峰测试函数 $F_3(x)$ 、 $F_4(x)$ ，各算法的寻优能力都要比单峰时的增强，由图 9、10 的仿真结果发现：ISSA 迭代寻优速度与理论最优值相对比 SSA、GWO、PSO 的优势更为突出。

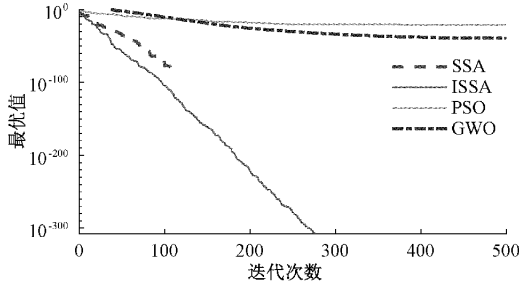


图 7 各算法对 $F_1(x)$ 函数寻优结果

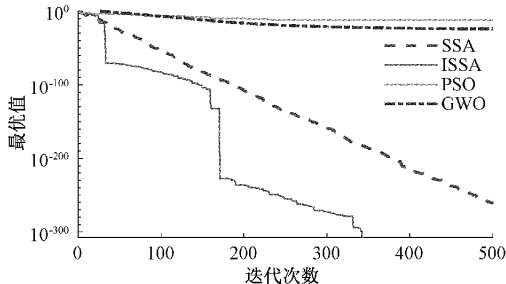


图 8 各算法对 $F_2(x)$ 函数寻优结果

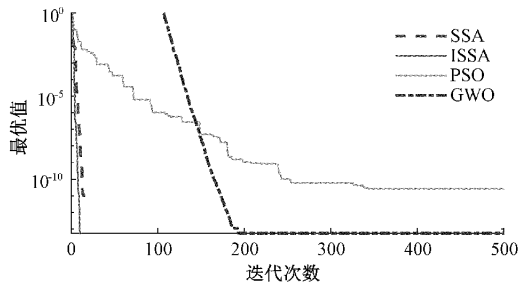


图 9 各算法对 $F_3(x)$ 函数寻优结果

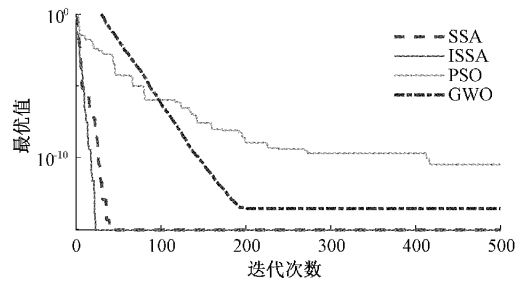


图 10 各算法对 $F_4(x)$ 函数寻优结果

4.2 ISSA-SVM 跌倒预测模型训练与测试

为了进一步验证 ISSA-SVM 老人跌倒预测模型的准

确性，采集数据 1 400 个，其中：训练集 1 176 个，验证集 224 个，最大迭代次数设置为 250，跌倒识别模型辨识仿真结果如图 11 所示。不同跌倒识别模型(SVM、PSO-SVM，SSA-SVM，ISSA-SVM)预测正确率对比，如表 4 所示。其中实验环境为：处理器配置为 Intel (R) Core (TM) i5-5200U CPU, 2.20 GHz, 内存为 8 G, 仿真软件为 Matlab R2018b。

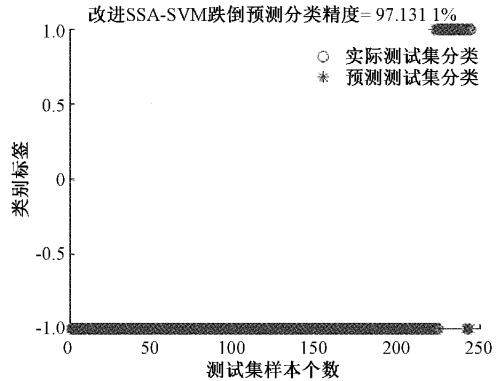


图 11 ISSA-SVM 辨识结果

表 3 不同跌倒识别模型预测正确率对比

识别模型	SVM	PSO-SVM	GWO-SVM	SSA-SVM	ISSA-SVM
正确率/%	87.705	89.344	96.541	90.57	97.1
时间/s	1.143	5.89	4.59	1.43	1.26

由图 11 以及表 3 可知，相比于其他辨识模型，本文所提 ISSA-SVM 跌倒检测模型，除了具有收敛速度快的优势外，在辨识精度上也达到了最高，充分说明改进后的麻雀算法在对 SVM 的惩罚因子以及核参数优化的有效性，使得 SVM 的分类能力得到提升。

5 应用验证

自研可穿戴跌倒数据采集控制器，设计精巧，体积为 $2.5\text{ cm} \times 2\text{ cm} \times 0.3\text{ cm}$ ，PCB 设计如图 12(a)，硬件实物如图 12(b) 所示。主板主要集成了 MEMS 传感器(MPU6050)、马达与语音模块，微控制器(STM32)、蓝牙模块、供电单元和存储单元。其中，MPU6050 为整合 6 轴运动 MEMS 传感器，采样频率高达 1 kHz，可准确感知高低速动作。为获取较稳定的动作数据，同时减少对人体活动的影响，将设备固定于志愿者的腰部，如图 12(c) 所示。增加了震动马达与语音模块可实现对不良姿势、久坐等状况进行实时提醒，并通过蓝牙将数据上传微信小程序可视化显示，如图 12(d) 所示。微信小程序能够对用户姿态状况进行检测分析，并给出评分与健康习惯的合理化建议。

为验证文中所提的人体跌倒检测方法的有效性，将训练好的模型参数导入该可穿戴采集系统进行验证。志愿者逼真地模仿了常见的几种意外跌倒场景。具体：①走路

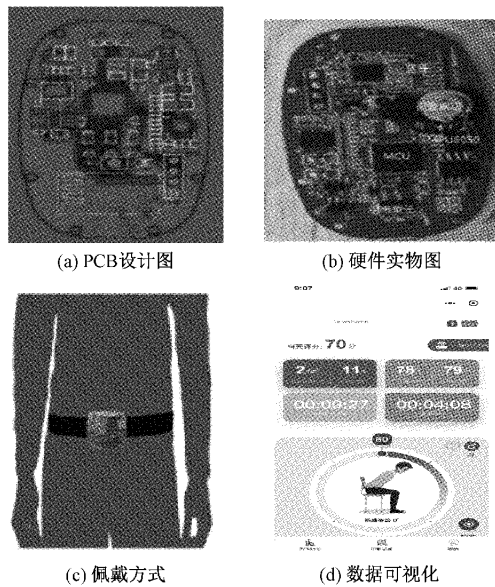


图12 自研跌倒检测系统

时因打滑而向前跌倒;②走路时因打滑而向后跌倒;③走路时因滑倒而引起的横向摔倒;④由静坐到站起来而发生的向前跌倒;⑤慢跑时因绊倒向前跌倒。产品对跌倒行为验证结果如表4所示。

表4 产品应用跌倒行为验证结果

标签序号	测试样本数	报警次数	误报率/%	正确率/%
①	224	222	0.89	99.11
②	224	221	1.34	98.66
③	224	219	2.24	97.76
④	224	224	0	100
⑤	224	222	2.68	97.32
合计	1 120	1 108	1.08	98.92

进一步地,对志愿者佩戴传感器进行非跌倒测试,测试情形有:①正常行走;②跑步走;③由躺到立;④由坐到立;⑤跳跃。本产品对非跌倒行为验证结果如表5所示。

表5 产品应用非跌倒行为验证结果

标签序号	测试样本数	报警次数	误报率/%	正确率/%
①	60	0	0	100
②	60	0	0	100
③	60	2	3.33	96.67
④	60	3	5	95
⑤	60	5	8.33	91.67
合计	300	10	3.33	96.67

由表4所示跌倒行为测试数据可知,5组跌倒测试中,每组有244个样本,得到跌倒检测的平均正确率为98.92%,错报率小于1.5%。表5中的五组非跌倒行为测试数据误报率为3.33%,并发现跳跃造成干扰最大,若对跳跃情形进一步增加数据训练,可进一步提高检测的正确率。

最后,综合应用测试结果与其他跌倒检测方法^[17-20]结果对比,如表6所示。

表6 不同检测方法结果对比

序号	检测方法	正确率/%
①	基于分散熵和支持向量机跌倒检测方法	92.31
②	基于人体加速度特征跌倒检测方法	92.00
③	基于倾角的跌倒检测方法	97.23
④	采用加速度向量幅值和微分加速度幅值的绝对平均值跌倒检测方法	96.00
⑤	本文阈值特征向量与ISSA-SVM状态检测	98.92

由表6不同检测方法结果对比发现:采用阈值特征向量与ISSA-SVM跌倒状态检测模型两级判定的方法,正确率最高,具有很好区分多场景下跌倒与非跌倒运动状态的优势。

6 结 论

本文提出的一种多场景下的人体跌倒检测识别方法,通过构建ISSA-SVM跌倒状态检测模型完成二次状态判定,并由算法仿真与产品应用验证得到:该跌倒检测方法能够实现对跌倒状态的有效判别,降低了误报率以及漏报率。接下来的工作,需要持续优化软件与多复杂场景下抗干扰鲁棒性测试,结合物联网技术,实现产品的落地与商用。

参考文献

- [1] 刘厚莲. 世界和中国人口老龄化发展态势[J]. 老龄科学研究, 2021, 9(12): 1-16.
- [2] 陈鹏, 涂亚庆, 童俊平, 等. 可穿戴式跌倒检测智能系统设计[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(2): 114-116.
- [3] 李玉榕, 连春快, 杨浩, 等. 基于角速度的膝关节屈伸角度实时估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 168-176.
- [4] 余维维, 姚俊, 牛同锋, 等. 基于可穿戴惯性传感器的跌倒预先识别方法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(11): 2315-2320.
- [5] 王亚宾, 张小栋, 穆小奇, 等. 用于助老伴行机器人的老年人摔倒预测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 1-7.
- [6] 涂亚庆, 陈鹏, 陈宝欣, 等. 基于离散特征的跌倒检

- 测智能方法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 629-634.
- [7] 麻文刚, 王小鹏, 吴作鹏. 基于人体姿态的 PSO-SVM 特征向量跌倒检测方法[J]. 传感技术学报, 2017, 30(10): 1504-1511.
- [8] 马晨佩, 李明辉, 巩强令, 等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 4025-4029.
- [9] 胡双杰. 基于惯性传感器的实时检测算法研究与系统设计[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- [10] 焦静, 岳建海, 斐迪. 基于 MSK-SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 109-117.
- [11] 李国企, 高建宇, 白天宇, 等. 基于 SVM 与改进型乌鸦搜索算法的风电功率预测方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(2): 40-45.
- [12] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [13] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8): 1712-1720.
- [14] 李爱莲, 全凌霄, 崔桂梅, 等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 58(3): 91-99.
- [15] 陈鑫, 肖明清, 孙曜, 等. 基于改进麻雀搜索算法与支持向机的光纤陀螺故障诊断[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(3): 33-40.
- [16] 汤安迪, 韩统, 徐登武, 等. 基于混沌麻雀搜索算法的无人机航迹规划方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 2028-2136.
- [17] 杨智超, 李国辉, 李佳韵, 等. 基于分散熵和支持向量机的运动状态识别[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 28-31.
- [18] 李娜, 侯义斌, 黄樟钦. 基于人体加速度特征的实时跌倒识别算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(11): 2410-2413.
- [19] 朱勇, 张研, 宋佳, 等. 基于倾角的跌倒检测方法 with 系统研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2013(1): 95-99.
- [20] 曹玉珍, 蔡伟超, 程旸. 基于 MEMS 加速度传感器的人体姿态检测技术[J]. 纳米技术与精密工程, 2010, 8(1): 37-41.

作者简介

仲济磊, 助教, 硕士, 主要研究方向为智能优化控制、嵌入式物联网技术应用与数据分析。

E-mail: zhjl@wxou.cn

黄震宇, 副教授, 硕士, 主要研究方向为机电控制。

E-mail: huangzy@wxou.cn

陈珍萍(通信作者), 教授, 博士, 主要研究方向为网络化智能控制、物联网技术应用与数据分析等。

E-mail: 2564662314@qq.com

张静, 助理研究员, 硕士, 主要研究方向为计算机控制。

E-mail: zhangj@wxou.cn

吴祥, 助理研究员, 博士, 从事智能优化算法等研究。

E-mail: xiangwu@zjut.edu.cn