

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2025.06.010

引用格式:彭磊,曹治东,晁瑞,等.基于SVM算法的跌倒预测及保护系统研究[J].重庆大学学报,2025,48(6): 112-122.



基于SVM算法的跌倒预测及保护系统研究

彭磊^a,曹治东^a,晁瑞^a,李小虎^b,胡建华^a,李新超^b

(重庆大学 a. 附属中心医院; b. 大数据与软件学院, 重庆 400044)

摘要:实时跌倒预测保护能够显著降低老人跌倒致伤的风险,提高老人独居自理能力和身心健康水平。为了提高跌倒预测算法的识别准确率、召回率、特异度,减少跌倒判别和气囊保护系统的充气时间,设计了一种基于SVM的多级阈值跌倒预测算法及气囊保护系统,实现对跌倒行为的实时预测和保护。首先,利用佩戴在腰部的加速度传感器实现运动数据的采集;然后,利用支持向量机(support vector machines, SVM)算法得到分类跌倒和日常行为的合加速度、加速度、姿态角阈值;最后,在单片机上预测算法进行重构,实现跌倒行为的实时预测,并根据预测结果判定是否触发气囊保护系统。实验结果表明,本文算法对跌倒的识别准确率、召回率、特异度分别为97.3%、99%和96.1%,保护气囊的平均充气时间为350.4 ms,具有识别准确率高,充气时间短的优点,加强了该系统在实时跌倒预测与保护中的应用。

关键词:支持向量机;分裂法;跌倒预测;跌倒保护系统

中图分类号:TP23

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2025)06-112-11

Research on fall prediction and protection system based on SVM

PENG Lei^a, CAO Zhidong^a, CHAO Rui^a, LI Xiaohu^b, HU Jianhua^a, LI Xinchao^b

(a. Central Hospital; b. School of Big Data & Software Engineering, Chongqing University,

Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: Real-time fall prediction and protection systems can significantly reduce fall-related injury risks while enhancing independence, physical well-being, and mental health of elderly individuals living alone. To improve fall prediction algorithm performance, specifically recognition accuracy, recall rate, and specificity, while minimizing both fall misclassification errors and airbag deployment time, this study proposes a multi-threshold fall prediction algorithm based on support vector machines (SVM), integrated with an airbag protection system. Motion data are first collected through a waist-worn acceleration sensor. Then, the SVM algorithm determines

收稿日期:2023-01-11

基金项目:重庆市科卫联合项目(2020MSXM111,2023MSXM023);中央高校基本科研业务费医工融合项(2021CDJYGRH011)。

Supported by Science and Health Joint Project of Chongqing (2020MSXM111, 2023MSXM023), Central Universities Project in China(2021CDJYGRH011).

作者简介:彭磊(1984—),男,主治医师,博士,主要从事创伤骨科、脊柱脊髓损伤和骨质疏松方向研究,(E-mail) penglei828@126.com。

通信作者:曹治东(1976—),男,主任医师,硕士生导师,(E-mail)872327141@qq.com。

optimal thresholds for acceleration, velocity, and posture angle to differentiate falls from activities of daily living (ADLs). Finally, the optimized algorithm is deployed on a microcontroller to enable real-time fall prediction and trigger the airbag system. Experimental results show that the system achieves 97.3% accuracy, 99% recall and 96.1% specificity in fall recognition, with an average airbag inflation time of 350.4 ms. These metrics confirm both high prediction reliability and rapid protective response, validating the system's effectiveness for real-time fall prediction and protection.

Keywords: SVM; splitting technique; fall prediction; fall protection system

据统计,2020年中国65岁以上老年人因意外跌倒的死亡率占该年龄人群所有伤害死因的42.35%^[1],跌倒对老人造成的伤害尤为严重并日益成为老人伤残及死亡的罪魁祸首。对老人姿态进行实时监测并在跌倒发生时采取有效保护措施能极大降低因跌致伤的风险,改善老人生活质量和身心健康水平。

从失去平衡到发生碰撞的时间间隔短,跌倒预测算法必须满足高准确性和高实时性。在实时性方面,阈值法有极大优势,只要观测值超过阈值,可判定发生了跌倒事件。Ferreira等^[2]利用三轴加速的俯仰角阈值和合成加速度阈值构建了预测算法。Jung等^[3]基于从三轴加速度和三轴角速度中提取的欧拉角阈值、合成加速度阈值、合成角速度阈值构建了跌倒预测算法。这些方法可以轻松移植到嵌入式设备中,但人为设置的阈值可能不适合一些特殊跌倒情形,导致阈值法遇到新的数据分布时,准确率会下降。在准确性方面,深度学习方法凭借在模式识别中的无须手动提取特征的独特优势和较高准确性表现,成为研究人员的首要考虑。Kim等^[4]提出了一种基于双向长短时记忆网络(bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)的预测跌倒冲击力算法,预测值可以帮助预防跌倒装置优化并精确控制安全气囊,减少可穿戴安全气囊伤害人的风险。杜群贵等^[5]使用深度可分离网络设计了一种卷积神经网络用于预测跌倒,该模型可以自动从加速度、角速度、姿态角信号及个体生理特征中挖掘信息,预测跌倒。然而,深度学习模型往往参数多、运算速度慢,算法的实时性很难得到保障。由于机器学习法准确性高于阈值法,实时性强于深度学习法, Saadeh等^[6]分别建立了DT(decision tree), KNN(K-nearest neighbor), SVM(support vector machine)机器学习模型,比较了不同模型在跌倒预测中的表现。

上述研究还停留在理论阶段,尚未部署到跌倒防护装备中。Chen等^[7]设计了一种基于STM32微处理器的老年人防摔智能背心系统,通过对从加速度和角速度中提取的均值、标准差等特征设置阈值,系统将在这些指标超过阈值时为背心充气,保护即将摔倒的人员。Botonis等^[8]设计了一种基于AdaBoost机器学习法的跌倒预测模型,并与髌部气囊结合组成了一套跌倒预测与保护系统提前100 ms预测出跌倒的情况下,在对髌部保护方面有着最佳表现。

虽然跌倒预测和防护系统在近些年已经得到发展,但让系统再提前更长时间,以更快计算速度和更高的准确率预测跌倒还需要进一步研究。为此,在综合考虑实时性和准确性的前提下,设计了一套融合了阈值法和机器学习法的跌倒预测及保护系统,即在基于SVM的多级阈值预测算法上,一套电控化学触发方式的气囊保护系统,旨在提高跌倒预测保护系统的准确率、召回率、特异度,降低气囊充气时间。图1展示了系统的整体结构。系统采用加速度传感器完成数据采集,使用电控化学方式触发保护装置。利用基于sigmoid核函数的SVM算法确定区分跌倒和日常行为的三轴合加速度、角速度、姿态角阈值,当某一时刻人体的合加速度小于三轴合加速度阈值,合角速度、合姿态角大于阈值时,即可判定处于跌倒状态,同时根据判别结果触发气囊保护装置,选取准确率、召回率、特异度,充气时间4个性能指标作为评价标准,最后经过实验对比分析,验证了跌倒预测保护系统的有效性和可行性。

1 跌倒预测保护系统设计

可穿戴式跌倒预测保护系统由传感器、微处理器(STM32F103ZET6)、CPRS模块(SIM868)、数据存储模块(Micro SD卡),求助模块、供电模块等5部分组成,如图1所示。

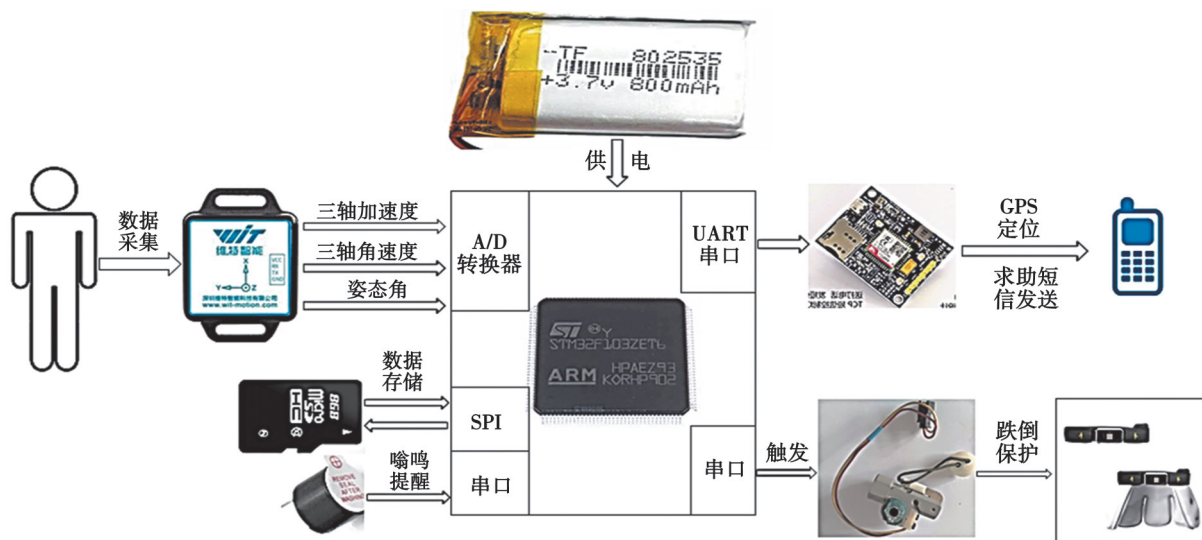


图1 跌倒预测与保护系统整体结构

Fig. 1 Overall structure of fall prediction and protection system

1.1 跌倒预测保护系统硬件设计

系统的硬件部分是整个跌倒预测保护系统的核心组成部分,主要负责跌倒的实时预测,并根据实时预测结果判定是否触发充气装置和报警装置,硬件结构如图2所示。

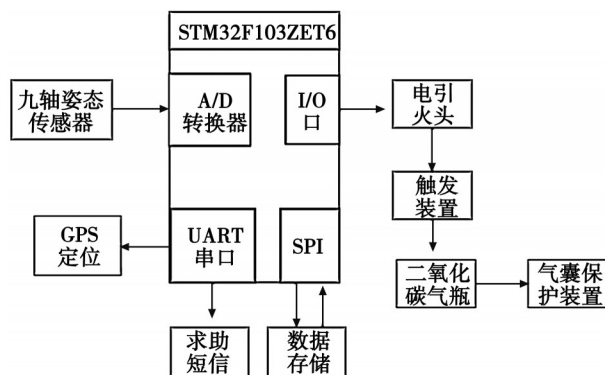


图2 系统硬件结构

Fig. 2 System hardware structure

跌倒预测保护系统主要由以下几个主要模块组成:

1)微处理器模块:处理器是整个系统的关键部分,要求能对采集的数据进行快速传输处理,有效完成跌倒预测和保护气囊的控制。本设计将选用基于32位ARM Cortex-M3内核的STM32F103ZET6微处理器,时钟频率为72 MHz,拥有64 kB的RAM,工作电压仅为2~3.6 V,在满足功耗低、整体结构紧凑、重量轻的同时还支持DMA、SDIO、FSMC等功能,拥有2个I2C、3个SPI、5个USART、1个USB、CAN通信接口^[9]。

2)传感器模块:BWT901C型九轴传感器采用了对数据具有较好去噪作用的Kalman算法,有效降低数据采集过程中的环境噪声和白噪声,其内置的微处理器对动态数据的解析速度较快,输出精确的三轴加速度、三轴角速度、姿态角、四元数等姿态数据,降低后续单片机数据融合计算的复杂度。其加速度量程最大支持 $\pm 16\text{ g}$,分辨率为 $0.000\ 5\text{ g}$,角速度量程最大支持 $\pm 2\ 000\text{ }^\circ/\text{s}$,陀螺仪在X、Z轴最大支持量程 $\pm 180^\circ$,分辨率高达 $0.61\text{ }^\circ/\text{s}$,输出频率范围 $0.2\sim 200\text{ Hz}$,采用TTL串口通信、重量轻、尺寸小、抗干扰能力强,满足设计需求。

3)GPRS模块:选用SIMCOM公司生产的SIM868无线通信和定位模块,其睡眠功耗仅为 0.65 mA ,最大支持4个频段,重 1.5 g ,采用AT指令进行控制^[10]。该模块与处理器间的通信通过UART串口实现,SIM868模

块集成有 SIM 卡座,插上有效的 SIM 卡并正确连接上 GSM 天线即可实现短信的发送功能。实现定位功能时,将模块的 GPS 引脚与处理器相连,并将 GPS 天线正确连接到模块的对应位置,GPS 天线需要放置在室外。

4)保护模块:当用户被判定处于跌倒状态时,蜂鸣器会被触发,同时触发气囊保护系统,求助模块利用 GSM 短信服务将用户的位置信息和预设求助短信发送至设定的手机号,实现求助与保护功能。

1.2 气囊保护系统设计

跌倒保护系统的原理基本相同,通过刺穿气瓶给气囊充气实现跌倒保护功能。根据触发方式的不同分为机械式触发、化学式触发 2 类^[11]。

机械式触发是利用舵机的转动带动撞针向前运动刺穿气瓶给气囊进行充气,该方案对舵机的功率要求较高,且整体结构偏大。化学式触发是利用化学方法爆炸、爆燃产生推力推动刺针向前运动刺穿气瓶,具有重量轻、尺寸小、充气速度快等优势。保护系统的工作原理是当判定用户发生跌倒时,I/O 口向电引火头输出 3 V 电压信号,电引火头被引爆,爆炸将推动撞针向前运动,击穿 CO₂ 气瓶释放气体对气囊进行充气,爆炸产生的气体从预留孔隙中排出,复位弹簧将撞针恢复原位。研究设计的气囊保护系统主要由触发机构、CO₂ 气瓶、织物尼龙材质的气囊组成,其中触发机构由主体结构、电引火头、手动摇臂、撞针、滑动套、弹簧等构件组装而成,结构如图 3 所示,实物如图 4 所示。

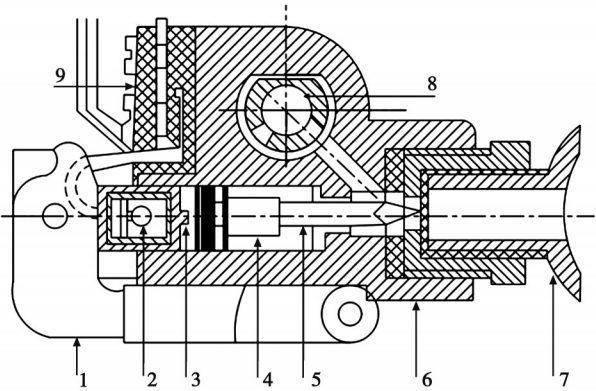


图 3 触发机构
Fig. 3 Trigger mechanism



图 4 触发机构实物图
Fig. 4 Picture of the real trigger mechanism

其中:1为手动摇臂;2为电引火头;3为滑动套;4为弹簧;5为撞针;6为阀体;7为二氧化碳气瓶;8为气囊连接螺柱;9为接线盒。

根据跌倒对老人身体部位造成的伤害大小,气囊将重点保护老人腕部^[12]。气囊采用压点式设计,减小体积,降低臃肿,如图 5 所示。气囊充气部分可视为长 80 cm,宽 3.5 cm,高 23 cm 的长方体,体积约为 6.4 L。为了满足保护系统对尺寸的要求,通过计算得到最佳 CO₂ 气瓶的规格。由 Clapeyron 方程^[13]

$$PV=nRT, \tag{1}$$

其中: P 为大气压强; T 为绝对温度; n 为气体物质的量;通用气体常数 $R=8.314\text{ J}/(\text{mol}\cdot\text{K})$;在 CO₂ 气体体积 $V=6.4\text{ L}$ 条件下,由摩尔质量公式

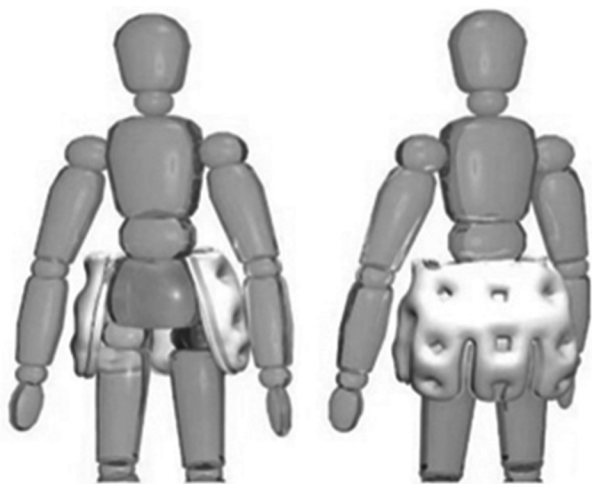


图5 保护气囊

Fig. 5 Protective airbag

$$m = MPV/RT. \quad (2)$$

式中: M 取 CO_2 气体的摩尔质量,为44.01 g/mol。经计算可知,充满保护气囊需要11.87 g CO_2 气体(温度在16 °C下),综合考虑计算误差和倒地瞬间人体对气囊的反作用力,选择16 g安全轻便的 CO_2 气瓶可以实现保护目的。

2 算法和实验设计

2.1 跌倒预测算法

为了提高对跌倒与日常行为的判别准确率、召回率和特异度,研究设计提出了基于支持向量机的多级阈值算法,通过传感器采集的数据得出三轴合加速度、三轴合角速度、合姿态角,使用SVM算法实现跌倒判别,在最佳表现情况下得到不同特征对应的阈值。

① 三轴合加速度

$$\text{Acc} = (\text{Acc}_x^2 + \text{Acc}_y^2 + \text{Acc}_z^2)^{1/2}, \quad (3)$$

② 三轴合角速度

$$\text{Gyr} = (\text{Gyr}_x^2 + \text{Gyr}_y^2 + \text{Gyr}_z^2)^{1/2}, \quad (4)$$

③ 合姿态角

$$\text{Angle} = |\text{roll}| + |\text{pitch}|, \quad (5)$$

式(5)中,roll和pitch分别表示人体腰部位置的翻滚角和俯仰角,可以分别从加速度和角速度中提取到人体姿态角。但2种方式由于传感器设计原理的缺点存在噪声^[14]。加速度计容易受到振动影响,但在短时间里是精确的。陀螺仪虽然在长时间跨度上测量是精确的,但存在零漂误差问题,在角度积分的过程中误差累计越来越大。因此,进一步考虑到跌倒场景实时性要求,以融合反馈控制的思想,对两者测量数据进行融合,提高计算准确度的同时,控制计算复杂度。计算如下:

$$\text{roll} = K \cdot \text{roll}_{\text{acc}} + (1 - K) \cdot (\text{roll} + \text{roll}_{\text{gyr}} \cdot \Delta t), \quad (6)$$

式中: K 表示对由加速度计算出的角度 roll_{acc} 的置信程度; roll_{gyr} 表示由角速度解计算出的结果; Δt 是传感器的采集间隔;可用同样方式计算人体腰部位置的俯仰角pitch。

由统计学习理论发展而来的SVM^[15]从20世纪90年代问世以来广泛应用于分类、识别等领域。其核心思想是在严格遵循结构风险最小化原理的基础上,通过在2类不同数据样本间找到一个能将2类样本分开且效果最好的最大间隔超平面^[16]。分类超平面表达式为

$$y=\begin{cases} 1, \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}+b>0, \\ 0, \\ -1, \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}+b<0. \end{cases} \tag{7}$$

使分类间隔最大化需满足的约束条件为

$$\begin{cases} \min (\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2+C\sum_{i=1}^n \xi_i), \\ \text{s.t. } y_i(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x}_i+b) \geqslant 1-\xi_i, \xi_i \geqslant 0. \end{cases}$$

传感器采集的数据包含很多噪声,滤波处理不能完全去除噪声,因此,在实际运用中通过给最优化目标函数增加一个松弛变量(slack variable) ξ_i 来容忍一定数量离群点(outlier),引入惩罚因子 C ,对离群点进行一定权重的惩罚,降低对目标函数的影响^[17]。其对偶问题为

$$\begin{cases} \max \boldsymbol{w}(\gamma)=\sum_{i=1}^n \gamma_i-\frac{1}{2}\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \gamma_i \gamma_j y_i y_j k\left(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j\right)\right), \\ \text{s.t. } C \geqslant \gamma_i \geqslant 0, i=1,2, \cdots, n, \\ \sum_{i=0}^n \gamma_i y_i=0, \end{cases} \tag{8}$$

求解上述表达式,最优问题的最终表达式为

$$f(\boldsymbol{x})=\sum_{i=1}^n \gamma_i y_i k\left(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}\right)+b, \tag{9}$$

式中: n 为样本数量, $k(\cdot, \cdot)$ 为支撑向量核函数,设计的算法步骤如图 6 所示。

跌倒预测算法	
输入:	三轴加速度、角速度值。
1.	while 读取当前三轴加速度、角速度;
2.	do 使用三轴加速度计算姿态角;
3.	反馈补偿角速度积分;
4.	计算三轴合加速度、角速度、姿态角;
5.	使用多级阈值,训练最大间隔超平面;
输出:	超平面参数。

图 6 跌倒预测算法过程

Fig. 6 Fall prediction algorithm procedure

2.2 实验设计

2.2.1 模型在私有数据集中验证

为了尽可能模拟老人活动特征,实验时,3 名双腿绑上沙袋头部及关节做好有效防护的数据采集对象在铺有软垫的地面(基本信息如表 1 所示)按照设计的日常行为(步行、下蹲、上下楼弯腰、慢跑)和跌倒动作(向前、后、左、右跌倒)对老人行为进行模拟测试。每个行为重复测试 5 次,采样频率为 100 Hz,采集得到 120 组跌倒数据和 180 组日常行为数据,分别从中随机选取 80 组和 120 组数据作为训练集,其余数据作为测试集^[18]。跌倒和日常行为的三轴合加速度、合角速度、合姿态角的测试数据如图 7~8 所示。图中对不同量纲的传感器数据进行了融合绘制,左侧纵坐标是重力加速度 g ,是加速度计测量值的单位,右侧是角度 deg ,即 $^\circ$,是陀螺仪测量值和合姿态角的单位,横坐标是时间。

表 1 实验者基本信息表

Table 1 Basic information of experimenter

性别	年龄/岁	身高/cm	体重/kg
男	26	171	62
男	25	178	55
女	25	164	48

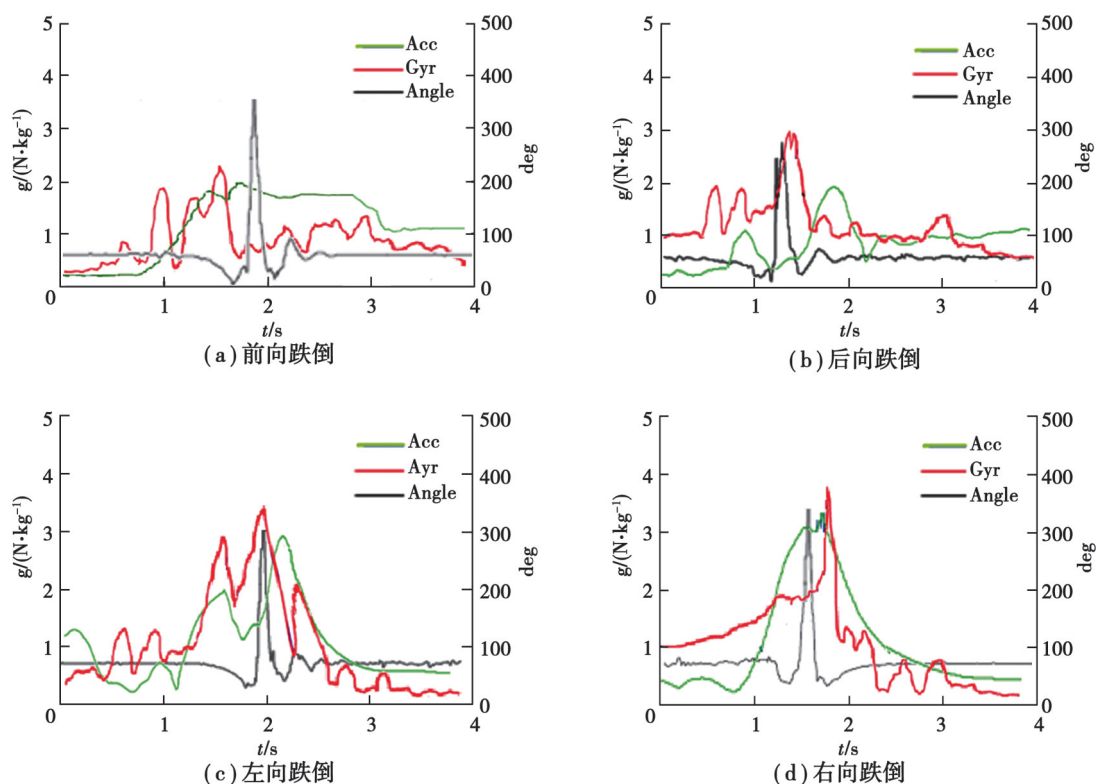


图7 跌倒行为的合加速度、合角速度、合姿态角的数据曲线

Fig. 7 Data curve of fall behavior's combined acceleration, combined angular velocity and combined Euler Angle

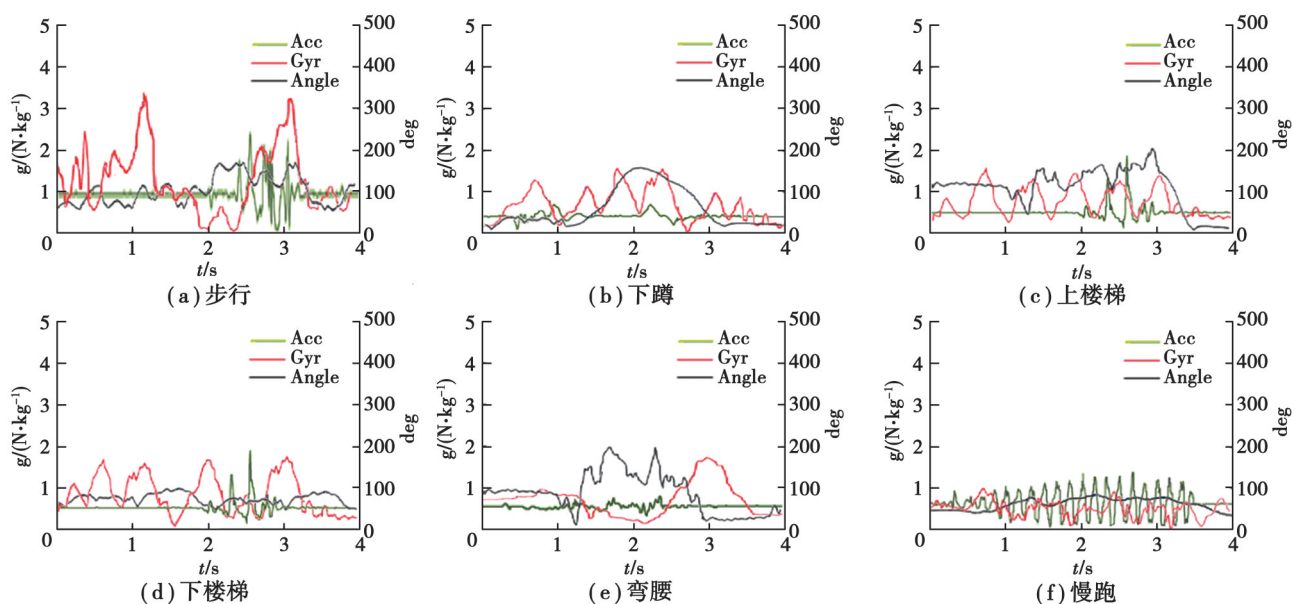


图8 日常行为的合加速度、合角速度、合姿态角的数据曲线

Fig. 8 Data curve of daily behavior's combined acceleration, combined angular velocity and combined Euler Angle

从数据曲线可知合理范围内的姿态角阈值可以将跌倒行为与慢跑区分开;合适的加速度阈值能将跌倒、慢跑与上下楼、步行、下蹲、弯腰行为区分开;合适的角速度阈值能将跌倒、步行与上下楼、下蹲、弯腰行为区分开。为了得到合适的阈值,使用SVM算法对采集的数据进行分类。

1) 合加速度阈值的确定

合加速度的最小值可以将跌倒、慢跑和其余动作区分开。随机选取跌倒与慢跑的数据并计算三轴合加速度的极小值,记为 Ω_{a1} 。同理计算其余行为的合加速度最小值,记为 Ω_{a2} 。2组样本间是相互独立且一维线

性可分,通过 SVM 算法可以得到一个最佳分类点。使用训练样本进行训练可以得到预测模型,利用该模型对测试样本进行测试即可得最优分类超平面,合加速度阈值为: $T_{Acc}=1.247\text{ g}$ 。当数据集中的 $Acc > T_{Acc}$ 时,则分类为其余行为,当数据集中的 $Acc < T_{Acc}$ 时,则分类为跌倒与慢跑行为。

2)合角速度、姿态角阈值的确定

合适的合角速度、姿态角阈值能区分跌倒和慢跑行为,利用跌倒样本数据、慢跑样本数据计算出对应合角速度最大值,分别记为 Ω_{w1} 和 Ω_{w2} ,同 T_{Acc} 阈值确定方法一样,得到合角速度的阈值为: $T_{Gyr}=135.524\text{ }^{\circ}/\text{s}$ 。计算跌倒行为、慢跑动作的合姿态角最大值,分别记为 Ω_{Angle1} 和 Ω_{Angle2} ,同理得到合姿态角的阈值为: $T_{Angle}=39.76\text{ }^{\circ}$ 。

当某一时刻人体的合加速度小于 T_{Acc} ,合角速度大于 T_{Gyr} ,合姿态角大于 T_{Angle} 时,即可判定处于跌倒状态。为了验证算法对日常活动和跌倒行为的识别效果,对 4 个跌倒动作对应的 120 个跌倒样本,6 个日常动作对应的 180 个日常动作样本进行测试,选用准确率、特异度、召回率 3 个指标对算法进行评价,准确率 (accuracy) 表示算法对跌倒和日常活动的正确预测率;召回率 (recall) 表示算法对跌倒动作的正确预测率;特异度 (specificity) 表示算法对日常活动的正确预测率^[19],识别结果如表 2 所示。

表 2 算法识别结果
Table 2 Algorithm recognition results

测试动作	样本数	判为跌倒	判为非跌倒
步行	30	0	30
慢跑	30	1	29
下蹲	30	2	28
弯腰	30	1	29
上楼	30	2	28
下楼	30	1	29
跌倒	120	119	1

基于以上人体跌倒与非跌倒活动的所有样本识别,研究设计的保护系统平均计算时间为 89.3 ms,经惯性传感器采集的数据量与采集频率换算得出平均提前时间为 564 ms,且准确率达到 97.3%,召回率达到了 99%,特异度达到了 96.1%。本算法时间复杂度和识别结果上都有着优势,在单片机有限资源下,与直接使用传统机器学习法的对比结果如表 3 所示。

表 3 私有数据集中的方法对比
Table 3 Method comparison in private dataset

方法	准确率	召回率	特异度
RF	94.3	95.6	92.5
DT	92.7	96.1	87.5
KNN	94.3	96.6	90.8
SVM	92.7	97.5	89.4
研究方法	97.3	99.0	96.1

注:加粗数据表示最优结果。

2.2.2 算法在公共数据集中的验证

为了进一步验证算法性能,选择了 3 个公共数据集(如表 4 所示)。第 1 个数据集是 SisFall^[20]数据集。这个公开数据集总共包含 4 505 个样本,包括 2 707 个日常生活活动(activity of daily life,ADL)样本和 1 798 个 15 个跌倒(fall)动作样本,这些样本来自 38 名参与者腰部的 2 个加速度计和一个陀螺仪。第 2 个数据集是

FallAIID^[21]数据集,它包含在腰部、颈部和右手周围测量的加速度计、陀螺仪、磁力计、温度和气压计数据。15 个测试对象从年轻人到老年人不等,每个 ADL/Fall 的时间不同,有 44/35 个 ADL/Fall。这个数据集总共包含 4 760 个 ADL/Fall 事件。第 3 个数据集,KFall^[22]包含了在腰部捕获的加速度计、陀螺仪和磁力计数据。它是基于 32 个年轻男性测试对象进行 36 次 ADL/Fall,每次 ADL/Fall 的次数不等。总的来说,这个数据集包含 5 075 个 ADL/Fall 事件。

表 4 公共数据集中的方法对比
Table 4 Method comparison in public dataset %

方法	SisFall			FallAIID			KFall		
	准确率	召回率	特异度	准确率	召回率	特异度	准确率	召回率	特异度
RF	94.7	95.8	94.2	92.5	93.6	91.6	95.5	94.9	95.9
DT	92.2	90.1	93.1	95.5	94.4	96.6	94.8	91.1	97.3
KNN	93.4	93.1	93.5	95.0	94.9	95.1	95.2	92.5	96.9
SVM	94.7	91.5	96.1	93.4	97.3	89.9	95.2	91.9	97.4
研究方法	97.8	96.8	98.2	97.1	96.6	97.5	97.7	95.9	98.8

注:加粗数据表示最优结果。

由于上述数据集是用不同的加速度计采集得到,并且被测试对象以不同方式跌倒,按照私有数据集中所采用的方式针对每个公共数据集调整阈值。在不同数据集上的验证结果如表 4 所示,方法在所有数据集都有最佳表现。

2.2.3 跌倒预测和保护系统的验证

根据文献[23]得到人体跌倒的平均时间大约是 0.8 s。充气时间测试时,实验对象将设计的跌倒预测和气囊保护系统佩戴在腰部位置,模拟 4 种跌倒行为,利用摄像机进行记录,每个跌倒动作重复 5 次,取电火头引爆至气囊充满 80%,这个时间作为充气时间(记录如表 5 所示)。考虑到本系统平均提前时间为 564 ms,平均计算时间为 89.3 ms,表 5 的结果表明系统可以在人体发生跌倒碰撞前及时预测并充足气体,以保护跌倒人员。

表 5 充气时间记录
Table 5 Inflation time record ms

跌倒类型	充气时间					平均时间
	1	2	3	4	5	
前向跌倒	347	352	336	365	357	351.4
后向跌倒	342	346	359	362	341	350.0
左向跌倒	356	328	361	353	344	348.4
右向跌倒	346	369	340	353	351	351.8

3 结 语

研究提出的基于 SVM 的多级阈值跌倒预测算法对跌倒和日常行为的识别准确率为 97.3%,召回率和特异度分别为 99%,96.1%,在有限资源下优于对比方法。根据算法的输出结果,开发了针对髋关节部位的保护系统,整体结构简单、尺寸小,易于穿戴,并对气囊保护系统进行了充气时间和人体跌倒时间实验,得到气囊平均充气时间为 350.4 ms,远小于人体跌倒触地的平均时间 0.8 s,气囊可以在人体跌倒触地前打开并对人体髋关节部位起到保护作用,验证跌倒预测与保护系统的有效性。

参考文献

- [1] 国家卫生健康委统计信息中心, 中国疾病预防控制中心慢性非传染性疾病预防控制中心. 中国死因监测数据集[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2021.
- National Center for Chronic and Noncommunicable Disease Control and Prevention, Chinese Center for Disease Control and Prevention, Statistical Information Center of the National Health Commission. The national death surveillance data sets[M]. Beijing: China Science and Technology Press, 2021. (in Chinese)
- [2] Ferreira F A S, Escriba C, Avina Bravo E G, et al. Wearable pre-impact fall detection system based on 3D accelerometer and subject's height[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(2): 1738-1745.
- [3] Jung H, Koo B, Kim J, et al. Enhanced algorithm for the detection of preimpact fall for wearable airbags[J]. Sensors, 2020, 20(5): 1277.
- [4] Kim T H, Choi A, Heo H M, et al. Acceleration magnitude at impact following loss of balance can be estimated using deep learning model[J]. Sensors, 2020, 20(21): 6126.
- [5] 杜群贵, 钟威. 轻量级CNN实时跌倒预测及嵌入式系统实现[J]. 电子测量技术, 2022, 45(11): 10-15.
- Du Q G, Zhong W. Lightweight CNN real-time fall prediction and embedded system implementation[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(11): 10-15. (in Chinese)
- [6] Saadeh W, Butt S A, Altaf M A B. A patient-specific single sensor IoT-based wearable fall prediction and detection system[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(5): 995-1003.
- [7] Chen H, Wang S Q, Tan W R, et al. STM32-based anti-fall smart vest system for the elderly[C]//2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). Chongqing, China: IEEE, 2022: 516-520.
- [8] Botonis O K, Harari Y, Embry K R, et al. Wearable airbag technology and machine learned models to mitigate falls after stroke [J]. Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 2022, 19(1): 60.
- [9] Huang S C, Wei X H. Design of automobile engine fault diagnosis instrument based on STM32 and LabVIEW[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1820(1): 012057.
- [10] 王甲, 阮颐, 宋文博. 一种缸体式燃气表的设计探讨[J]. 集成电路应用, 2018, 35(9): 46-48.
- Wang J, Ruan Y, Song W B. Design of rigid cylinder gas meter[J]. Application of IC, 2018, 35(9): 46-48. (in Chinese)
- [11] 丛顺, 杜子文, 董艺. 智能气囊安全防护服研究现状与展望[J]. 工业安全与环保, 2022, 48(10): 9-12.
- Cong S, Du Z W, Dong Y. Research status and prospect of intelligent airbag safety protective clothing[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2022, 48(10): 9-12. (in Chinese)
- [12] Ning Y K, Liang D, Li H Q, et al. Design and realization of a wireless data acquisition system based on multi-nodes and multi-base-stations[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 461: 581-588.
- [13] Chen X S, Jiang S, Lo B. Subject-independent slow fall detection with wearable sensors via deep learning[C]//2020 IEEE Sensors. Rotterdam, Netherlands: IEEE, 2020: 1-4.
- [14] 孙佳亨, 孟晓亮, 梁豪, 等. 基于MEMS传感器的体操动作识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 94-99.
- Sun J H, Meng X L, Liang H, et al. Gymnastics motion recognition based on MEMS sensor[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 94-99. (in Chinese)
- [15] Agarwal I, Mishra R, Srivastava V, et al. Automatic gesture recognizer using motion tracking device and support vector machine[C]//2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science& Engineering (Confluence). Noida, India: IEEE, 2021: 125-129.
- [16] 任晶秋, 蒋杨, 张光华. AHRS的老人跌倒检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 190-196.
- Ren J Q, Jiang Y, Zhang G H. The algorithm of elderly fall detection based on AHRS[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 190-196. (in Chinese)
- [17] 石欣, 雷璐宁, 熊庆宇. 基于二次特征提取与SVM的异常步态识别[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(3): 673-677.
- Shi X, Lei L N, Xiong Q Y. Abnormal gait recognition based on quadratic feature extraction and support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(3): 673-677. (in Chinese)
- [18] 朱海亮, 潘巨龙, 刘鹏达. 基于PCA-ANN的跌倒检测系统设计与实现[J]. 微电子学与计算机, 2022, 39(6): 108-114.
- Zhu H L, Pan J L, Liu P D. Design and implementation of fall detection system based on PCA-ANN[J]. Microelectronics&Computer, 2022, 39(6): 108-114. (in Chinese)

- [19] 任磊. 基于智能手机的跌倒检测方法研究及实现[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
Ren L. Research and implementation of fall detection method based on smart phone[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
(in Chinese)
- [20] Sucerquia A, López J D, Vargas-Bonilla J F. SisFall: a fall and movement dataset[J]. Sensors, 2017, 17(1): 198.
- [21] Saleh M, Abbas M, Le Jeannès R B. FallAID: an open dataset of human falls and activities of daily living for classical and deep learning applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 1849-1858.
- [22] Yu X Q, Jang J, Xiong S P. A large-scale open motion dataset (KFall) and benchmark algorithms for detecting pre-impact fall of the elderly using wearable inertial sensors[J]. Frontiers in Aging Neuroscience, 2021, 13: 692865.
- [23] Wang G J, Li Q Q, Wang L, et al. CMFALL: a cascade and parallel multi-state fall detection algorithm using waist-mounted tri-axial accelerometer signals[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2020, 66(3): 261-270.

(编辑 侯 湘)