

一种人体跌倒检测方法^①

茅莉磊, 高 强

(苏州大学 机电工程学院, 苏州 215021)

摘 要: 随着人口老龄化问题日趋严重, 针对老年人容易跌倒的社会问题, 进行跌倒检测方法的研究. 采用基于穿戴式设备的跌倒检测方法, 不同于绝大多数的跌倒事后检测方法, 结合加速度特征和角度特征, 采用支持向量机算法作为分类算法, 进行人体跌倒的事前检测. 通过实验发现, 跌倒行为的检测率达到 99.2%, 日常活动行为的检测率达到 96%, 跌倒检测的平均前置时间为 273ms.

关键词: 跌倒; 加速度; 角度; 支持向量机; 前置时间

Method of Human Fall Detection

MAO Li-Lei, GAO Qiang

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215021, China)

Abstract: As the problem of population aging is becoming more and more serious, a method of human fall detection based on wearable device is proposed to solve the social problem that the elderly are prone to fall. Different from the majority of fall detection methods which detect fall events after falling to the ground, the features of acceleration and angle are considered and support vector machine (SVM) is used as the classification algorithm to detect fall events before falling to the ground. The experiment results show that the fall event is recognized with a 99.2% recognition rate and the recognition rate of the activity of daily living is 96%. The average lead-time is 273ms.

Key words: fall; acceleration; angle; SVM; lead-time

当今世界面临着严重的人口老龄化问题. 老年人由于身体机能下降, 平衡协调能力减弱, 视力变差等原因, 容易发生跌倒. 跌倒导致的软组织损伤、心理创伤等后果, 影响老年人的身心健康, 增加家庭和社会的负担^[1,2]. 研究表明, 每年有 30%~40%的 65 岁以上老人至少跌倒一次, 老年人跌倒死亡率随年龄的增大而上升^[3].

目前, 人体跌倒检测方法主要有 3 类: 基于视频图像检测、基于音频或无线电等周围环境信号检测和基于穿戴式设备检测^[4]. 安徽大学的左常玲^[5]利用摄像头获取视频图像, 通过图像处理获得包围人体轮廓的最小矩形框, 计算其宽高比, 同时加入有效面积比和中心变化率这两个判断条件, 通过阈值法进行跌倒检测. 基于视频图像检测的优点是人体不需要携带任

何设备, 缺点是视频图像受光线、环境等的影响较大, 检测范围有限并涉及到个人隐私. 北京交通大学的霍宏伟^[6]等人采用无线传感器网络射频信号来检测跌倒, 给出阶段相关性和最小通信决策集合的概念, 在不显著增加通信开销的基础上, 利用人体遮挡引起无线射频信号衰减的特点来检测跌倒. 基于周围环境信号检测的方法受周围环境的影响较大, 无法得到很高的精度, 一般只能作为辅助检测方法. 重庆大学的石欣^[7]等人将跌倒检测装置制成鞋垫放入鞋内, 通过压力传感器采集正常行走和跌倒时的压力值, 通过无线通信模块将数据传输到后台, 采用支持向量机算法判定跌倒. 基于穿戴式设备检测的方法成本低, 检测范围大, 不受周围环境的影响, 是目前采用最多的跌倒检测方法.

^① 基金项目:国家自然科学基金(51475315)

收稿时间:2015-09-04;收到修改稿时间:2015-10-19

目前绝大多数跌倒检测方法是事后检测,即在人体跌倒碰撞地面后检测到跌倒,此时人体已经受到伤害,检测到的只是跌倒的结果.如果能在碰撞地面前检测到跌倒,即事前检测,配合相应跌倒保护装置,将有效降低跌倒对人体造成的伤害.本文采用基于穿戴式设备的跌倒检测方法,以支持向量机算法作为跌倒检测算法研究跌倒的事前检测,为跌倒保护装置的启动留有一定的前置时间.

1 系统设计

1.1 算法设计

跌倒检测算法主要分为阈值法和机器学习法.阈值法通过设定阈值,当判断条件满足阈值条件时判断为跌倒.阈值法的优点是程序设计直观,算法容易实现,缺点是阈值的确定需要大量的实验,阈值的选取对识别效果影响较大.采用机器学习的方法是目前跌倒检测的研究趋势,一般采用机器学习中的分类算法,将跌倒检测作为一个二分类问题来处理,即区分人体跌倒和日常活动行为^[8].

清华大学的黄帅^[9]采用加速度传感器进行跌倒事后检测,对几种经典的机器学习算法进行了比较研究,发现采用支持向量机算法训练的分类器能够得到最高的准确性.支持向量机(SVM)建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中,以期获得最好的推广能力.它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势.本文采用支持向量机算法进行跌倒的事前检测.

如果给定两类样本集:

$$D = \{(X_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, m\}, X_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \{-1, 1\} \quad (1)$$

记判别函数的一般形式为:

$$d(\mathbf{X}) = \mathbf{w}^T \mathbf{X} + b \quad (2)$$

对于线性不可分的样本,将样本映射到高维特征空间,在高维特征空间构造最优分类超平面.该最优化问题可转化为:

$$\min \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^m \xi_i \right) \right] \quad (3)$$

$$s.t. y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m$$

其中, ξ_i 为松弛变量, C 为惩罚系数.按照最优化理论将原问题转化为其对偶问题来求解,构造拉格朗日函数,相应的对偶问题描述为:

$$\max \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j \rangle \right] \quad (4)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, m$$

其中, α_i 和 α_j 为拉格朗日乘子.求解该问题,得到最优分类决策函数:

$$f(\mathbf{X}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}) + b^* \right] \quad (5)$$

其中, α_i^* 和 b^* 为最优解, $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X})$ 为从低维空间向高维空间映射的变换核函数,常见的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 sigmoid 核函数.

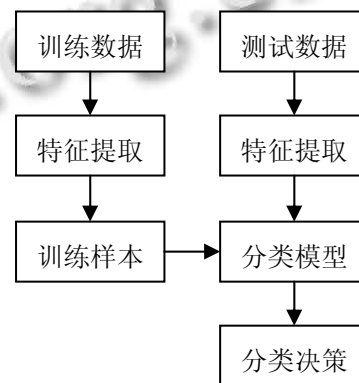


图1 算法流程

1.2 硬件组成

穿戴式设备由 MEMS 传感器模块、蓝牙模块和锂电池组成. MEMS 传感器模块包括惯性传感器 MPU6050 和磁传感器 HMC5883L, MPU6050 本身整合了三轴加速度仪和三轴陀螺仪.传感器模块以 100Hz 的频率分别采集三轴加速度、三轴角速度和三轴磁场数据,通过蓝牙模块传给 PC 上位机,PC 上位机采用 Visual C++6.0 编写数据采集和数据处理程序.



图2 传感器模块

由于人体的头部、手腕、大臂等部位的日常活动频繁,将传感器佩戴在这些地方容易造成误警报,而放置于胸部往往影响穿戴者的主观感受,人体工程学

数据显示,直立状态下人体的重心位置大约在人体身高的 56%处,因此将传感器穿戴在人体腰部是比较合适的,由人体日常行为带来的干扰也较小。



图 3 传感器穿戴示意图

2 特征提取

2.1 加速度特征

在人体跌倒过程中,加速度会发生明显变化,考虑到前后左右不同的跌倒方向,取三轴合加速度:

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (6)$$

图 4 所示是一次向前跌倒的合加速度曲线,可以看出,在跌倒过程中,合加速度先减小后增大,加速度最大的时刻也就是碰撞地面的时刻,跌倒事前检测就是要在这一时刻前检测跌倒。从检测到跌倒到碰撞地面之间的时间称为前置时间。相应地,在进行 SVM 模型训练和测试的时候,跌倒样本的采集也应该在这一时刻之前,并预留一定的时间。

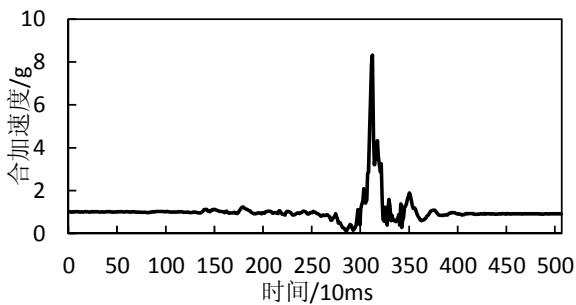


图 4 人体跌倒的合加速度曲线

考虑合加速度的大小和变化趋势,取长度为 n 的滑动时间窗口,抽取如下加速度特征:

(1)合加速度的均值:

$$a_{ave} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i \quad (7)$$

(2)合加速度的标准差:

$$a_{sd} = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i^2 - (a_{ave})^2 \right)} \quad (8)$$

本文 n 取 10,即滑动时间窗口长度为 100ms,窗口的叠加率为 50%,即当前窗口的后 50%数据作为后一窗口的前 50%数据。

2.2 角度特征

在人体跌倒过程中,人体的姿态角也会发生明显变化,以向东为 x 轴、向北为 y 轴、向上为 z 轴建立人体三维坐标系,也称为东北天坐标系,绕 x 轴、 y 轴和 z 轴的姿态角分别称为滚转角 γ 、俯仰角 θ 和偏航角 ψ 。当人体前后跌倒时, γ 发生变化,左右跌倒时, θ 发生变化。当人体运动较为剧烈的时候,由于传感器无法区分重力加速度和自身加速度,姿态角不能通过加速度直接求得,需要进行姿态解算,常用的姿态解算是四元数法^[10]。

四元数是由四个元构成的数:

$$Q(q_0, q_1, q_2, q_3) = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k \quad (9)$$

四元数法引入代数中的四元数这个工具来弥补用欧拉角描述刚体角运动时的不足。姿态解算的基础是坐标变换,任何姿态变化都可以认为是在瞬间通过三次绕轴转动的角度合成,这种转动次序是不能变化的,人体的空间姿态可看作依次绕 z 轴、 y 轴、 x 轴作基本旋转后的复合结果^[11]。经过一系列数学转换,用四元数表示的姿态角为:

$$\gamma = \arctan \left[\frac{2(q_2q_3 + q_0q_1)}{q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2} \right] \quad (10)$$

$$\theta = -\arcsin [2(q_1q_3 - q_0q_2)] \quad (11)$$

所以,如果四元数 Q 确定,则可计算出滚转角 γ 和俯仰角 θ 。经过数学推导,四元数微分方程可以表示为:

$$\frac{dQ}{dt} = \frac{1}{2} Q \otimes w_{nb}^b \quad (12)$$

其中, $w_{nb}^b = [0 \ w_x \ w_y \ w_z]^T$, w_x 、 w_y 、 w_z 表示三轴角速度,采用毕卡算法^[11]求解该微分方程,解得:

$$Q(t_{k+1}) = \left(I \cos \frac{\Delta\theta}{2} + \Delta\theta \frac{\sin \frac{\Delta\theta}{2}}{\Delta\theta} \right) Q(t_k) \quad (13)$$

其中, I 是单位矩阵, $\Delta\theta^2 = \Delta\theta_x^2 + \Delta\theta_y^2 + \Delta\theta_z^2$,

$$\Delta\theta = \begin{bmatrix} 0 & -\Delta\theta_x & -\Delta\theta_y & -\Delta\theta_z \\ \Delta\theta_x & 0 & \Delta\theta_z & -\Delta\theta_y \\ \Delta\theta_y & -\Delta\theta_z & 0 & \Delta\theta_x \\ \Delta\theta_z & \Delta\theta_y & -\Delta\theta_x & 0 \end{bmatrix}, \Delta\theta_x、\Delta\theta_y、\Delta\theta_z \text{ 为}$$

x 、 y 、 z 轴在 $[t_k, t_{k+1}]$ 采样时间间隔内的角增量。

图 5 所示是一次向前跌倒的滚转角变化曲线,最

后的角度是碰撞地面时刻的角度,可以看出,角度的变化接近 90°,同样,向后、向左、向右跌倒时,角度的变化也接近 90°。考虑到不同的跌倒方向,将相对站立时滚转角和俯仰角的变化量的绝对值之和作为角度特征。

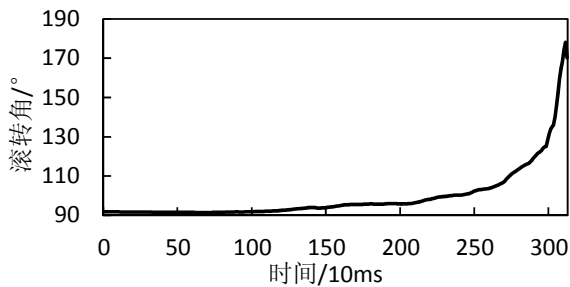


图5 滚转角变化曲线

至此,一共提取了 3 个特征,滑动时间窗口内加速度的均值、标准差,以及相对站立时滚转角和俯仰角的变化量的绝对值之和。

3 SVM模型训练和测试

确定了特征之后,采集跌倒样本和日常活动行为样本进行 SVM 模型训练和测试。本文定义 4 种跌倒方式:向前跌倒、向后跌倒、向左跌倒和向右跌倒。定义 10 种日常活动行为:站立、坐下、从坐下起立、蹲下、从蹲下起立、弯腰、躺下、从躺下坐起、行走和慢跑。实验人数为 5 人,年龄 23 ± 1.3 ,身高 $171.4 \pm 2.2\text{cm}$,体重 $61.2 \pm 4.6\text{kg}$,跌倒实验在 $4\text{m} \times 1\text{m} \times 0.2\text{m}$ 的海绵垫子上完成。将得到的跌倒样本和日常活动行为样本分为训练样本集和测试样本集,样本集的组成见表 1。

表1 样本集的组成

样本集	跌倒样本数	日常活动行为样本数
训练集	50	50
测试集	250	250

训练样本集用于训练 SVM 模型,测试样本集用于评估分类的准确性。本文采用 LIBSVM 开发包^[12]来实现 SVM 算法。跌倒检测的准确性可用以下 2 个指标来衡量:

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100\% \quad (14)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \times 100\% \quad (15)$$

其中, TP 表示跌倒发生并检测到的样本数, FN 表示跌倒发生但漏报的样本数, TN 表示日常行为发生并检测

到的样本数, FP 表示将日常行为误认为是跌倒的样本数。

由于本文研究跌倒事前检测,所以跌倒样本需要在跌倒碰撞地面时刻前采集,预留不同的时间采集到的跌倒样本对模型的准确性有很大影响。预留不同的时间来采集跌倒样本,同时对比仅采用加速度特征、仅采用角度特征以及结合加速度特征和角度特征的情况,进行模型训练和测试,实验结果如下:

表2 仅采用加速度特征

指标	100ms	150ms	200ms	250ms	300ms
Sen/%	98.8	98	98	99.2	99.2
Spe/%	65.2	69.2	71.6	64.8	42

注: Sen=Sensitivity; Spe=Specificity

从表 2 可以看出,仅采用加速度特征时,预留 200ms 采集的跌倒样本训练得到的模型准确性最好。

表3 仅采用角度特征

指标	100ms	150ms	200ms	250ms	300ms
Sen/%	99.2	99.2	99.2	99.2	99.2
Spe/%	92	91.6	88.8	74	75.6

从表 3 可以看出,仅采用角度特征时,预留 100ms 采集的跌倒样本训练得到的模型准确性最好。

表4 结合加速度特征和角度特征

指标	100ms	150ms	200ms	250ms	300ms
Sen/%	99.2	99.2	99.2	99.2	99.2
Spe/%	95.6	92.8	96	86	76

从表 4 可以看出,结合加速度特征和角度特征时,预留 200ms 采集的跌倒样本训练得到的模型准确性最好。对比这三种情况的最优检测结果,如下表所示:

表5 对比结果

指标	仅加速度	仅角度	加速度和角度
Sen/%	98	99.2	99.2
Spe/%	71.6	92	96

从表 5 可以看出,结合加速度特征和角度特征的结果优于采用单一的加速度特征或角度特征。分析数据发现,仅采用加速度特征时,快速蹲下、慢跑等加速度变化较剧烈的日常行为容易被误认为是跌倒行为,仅采用角度特征时,弯腰、躺下等角度变化较大的日常行为容易被误认为是跌倒行为。

将该最优 SVM 模型导入 PC 上位机程序,设置 100ms 的滑动时间窗口,50%的窗口叠加率,统计 250 组跌倒测试样本的前置时间,结果见表 6。

表6 前置时间统计

最低	最高	平均
130ms	570ms	273ms

4 相关研究对比分析

本文运用支持向量机算法进行了跌倒事前检测研究,通过相关的实验,结合加速度和角度特征,进行跌倒前的判断,取得了较高的检测率和较长的前置时间,特别是针对一些较剧烈的日常活动行为(快速蹲下、慢跑等加速度变化较剧烈的行为)有较高的鉴别能力,为跌倒前的检测技术的实用化提供了有力的依据。

佟丽娜等人^[13]对加速度时间序列训练隐性马尔可夫模型(HMM),分析输入加速度时间序列与HMM的匹配程度,进行了跌倒事前检测。该研究表明在满足300ms前置时间条件下,跌倒检测率为80%,其余20%只能满足200ms前置时间。Shan S等人^[14]采用加速度传感器和支持向量机算法进行跌倒事前检测,在定义的25个特征中选取2个特征组成特征向量,对40组跌倒样本和87组日常行为样本进行测试,检测率均为100%,平均前置时间为203ms。以上研究均采用单一的加速度特征,且回避了较剧烈容易误判的日常活动行为,测试的样本数均较少。

A.K. Bourke等人^[15]将加速度传感器、陀螺仪固定在胸口,通过加速度和角速度解算出人体竖直方向的速度,通过速度阈值进行跌倒事前检测。虽然该研究指出跌倒行为和日常活动行为的检测率均为100%,但阈值的确定仅用了60组样本,确定阈值后没有再用样本进行验证,鲁棒性较差,同时该研究也没有定义较剧烈容易误判的日常活动行为。

5 结语

针对老年人容易跌倒并且跌倒危害大的社会问题,本文设计了一种基于穿戴式设备的跌倒检测方法,将跌倒检测问题作为二分类问题来处理,结合加速度特征和角度特征,采用支持向量机算法进行跌倒的事前检测。实验结果表明,跌倒行为的检测率为99.2%,日常活动行为的检测率为96%,对较为剧烈的日常活动行为,也有较高的检测率,平均前置时间达到273ms,为跌倒保护装置的启动预留了一定时间。然而,由于模拟的跌倒行为和真实环境下人体的跌倒行为是有差别的,如何进一步提高模型的准确性和鲁棒性,提高

前置时间,需要下一步继续深入研究。

参考文献

- 1 Kosse NM, Brands K, Bauer JM, Hortobagyi T, Lamoth CJC. Sensor technologies aiming at fall prevention in institutionalized old adults: A synthesis of current knowledge. *International Journal of Medical Informatics*, 2013, 82(9): 743-752.
- 2 徐伟,吴益生,万秋萍,张国慧,龙轶轩,周峰,周德定.社区老年人跌倒及危险因素调查. *中国慢性病预防与控制*, 2010, 18(5):489-491.
- 3 Fabio B, Clemens B, Angelo C, et al. Evaluation of accelerometer-based fall detection algorithms on real-world falls. *Plos One*, 2012, 7(5): e37062-e37062.
- 4 Mubashir M, Shao L, Seed L. A survey on fall detection: Principles and approaches. *Neurocomputing*, 2013, 100(2): 144-152.
- 5 左常玲.基于视频的自动摔倒检测研究与实现[硕士学位论文].合肥:安徽大学,2012.
- 6 霍宏伟,张宏科.基于室内无线传感器网络射频信号的老年人跌倒检测研究. *电子学报*, 2011, 39(1):195-200.
- 7 石欣,熊庆宇,雷璐宁.基于压力传感器的跌倒检测系统研究. *仪器仪表学报*, 2010, 03:715-720.
- 8 李正周,陈联涛,刘勇,高媛,于帆.人体跌倒的鲁棒检测方法. *数据采集与处理*, 2013, 28(5):580-585.
- 9 黄帅.老年人跌倒检测系统中相关算法的研究及应用[硕士学位论文].北京:清华大学,2011.
- 10 孙丽,秦永元.捷联惯导系统姿态算法比较. *中国惯性技术学报*, 2006, 14(3):6-10.
- 11 秦永元.惯性导航.北京:科学出版社,2006:289-305.
- 12 Chang C, Lin C. LIBSVM: A Library for support vector machines. *ACM Trans. Intelligent Systems and Technology*, 2001, 2(3): 389-396.
- 13 佟丽娜,宋全军,葛运建.基于时序分析的人体摔倒预测方法. *模式识别与人工智能*, 2012, 2(2):273-279.
- 14 Shan S, Yuan T. A wearable pre-impact fall detector using feature selection and support vector machine. 2010 IEEE 10th International Conference on IEEE. 2010. 1686-1689.
- 15 Bourke AK, O'Donovan KJ, ÓLaighin G. The identification of vertical velocity profiles using an inertial sensor to investigate pre-impact detection of falls. *Medical Engineering & Physics*, 2008, 30(7): 937-946.