

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2018.03.014

# 基于 MPU6050 传感器的跌倒检测算法

郭元新, 叶玮琼

(湖南工业大学 计算机学院, 湖南 株洲 412007)

**摘要:** 及时发现老年人跌倒关系到老年人的生命安全, 提出了基于 SVM 和 SVM 变异指数作为初级判断, 角度数据作为辅助判断的跌倒检测算法。为了保证数据的准确性, 对采集到的数据进行窗口平滑处理后用于计算 SVM。并通过试验获取 SVM 和 SVM 变异指数在跌倒状态下的阈值。该方法的优势在于省去了判断过程中的积分运算, 通过多级判断、角度辅助判断过滤掉其他身体姿态对跌倒判断的影响。

**关键词:** 传感器; 加速度; 跌倒检测; MPU6050

**中图分类号:** TP212.9

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-9833(2018)03-0076-05

## A Fall Detection Algorithm Based on MPU6050 Sensor

GUO Yuanxin, YE Weiqiong

(College of Computer Science, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

**Abstract:** It is found that a timely detection of the physical falling of the elderly is an issue concerning the personal safety of the elderly. A judgement algorithm with SVM and SVM variation indices as the primary judgement, and angle data as the assistant judgement, has thus been proposed. In order to ensure the accuracy of data, the collected data are to be used for computing SVM after a processed window smoothing, thus obtaining the threshold value of SVM and SVM variation indices under falling state through experimental tests. The proposed method is characterized with such advantages as the omission of the integral operation in the process of judgment, and the filtration of the influence of other body postures on the physical falling detection by multilevel judgment and angle aided judgment.

**Keywords:** sensor; acceleration; fall detection; MPU6050

截至 2015 年, 中国 65 岁以上的老龄人口已经超过 1 亿 4 千万<sup>[1]</sup>。老年人因为意外跌倒而导致人身伤害甚至死亡的案例屡见不鲜<sup>[2]</sup>。随着移动网络和传感器技术的发展, 基于现有传感器提出一种跌倒检测的算法具有很重要的实用意义和价值。将跌倒检测算法和可穿戴设备相结合后应用到对老年人身体姿态变化的监测中, 对降低老年人因意外跌倒造成人身伤害的概率有着较大的帮助。

目前针对跌倒的检测方法有 2 种: 视频图像分析方法<sup>[3-4]</sup>和加速度分析方法<sup>[5-7]</sup>。文献 [3-4] 主要研

究了视频判别跌倒的方法, 视频图像分析方法的主要思路是通过摄像机获取视频图像并根据图像提取身体姿态。尽管视频图像分析方法在判断的精度上优于其他方法, 但是这种方法存在着应用场景有限、算法计算量较大、设备成本较高等缺点。文献 [5-7] 通过加速度分析方法来获取身体的加速度, 感知身体姿态的变化情况, 当加速度超过特定阈值时, 可判定为发生了跌倒事件。这种方法具有计算量较小、不受使用环境限制、成本较低的优点。近年来, 基于加速度和角速度传感器摔倒算法的研究在国内外

**收稿日期:** 2017-08-31

**作者简介:** 郭元新 (1990-), 男, 山东临沂人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为嵌入式系统,

E-mail: guoyuanxinvip@qq.com

引起了很多学者的重视。其中, 国内刘鹏等<sup>[5]</sup>提出了基于固定阈值的信号幅度向量滑动平均法 (signal magnitude vector sliding average, SVMSA), 通过对多重数据处理排除了生活中其他行为对跌倒判断的影响; 曹玉珍等<sup>[6]</sup>提出了利用加速度信号向量 (signal magnitude vector, SVM) 和角度进行多级判断来检测跌倒的算法。两者的方法精度均较高, 但是在判断过程中涉及对积分的运算, 因此算法的运算量较大。另外一些学者提出了以模式匹配<sup>[8-10]</sup>的方法来检测跌倒, 但整个过程需要数据训练来形成跌倒状态的模板, 不具有普遍适用性。

在跌倒检测领域中, 通过加速度判断跌倒状态已经取得了比较好的效果, 但在判断过程中大多涉及积分运算。因此, 本文综合考虑嵌入式的运算能力和实际应用环境, 通过分析加速度数据的变异指数来辅助判断跌倒状态。这样可避开判断过程中大量的积分运算, 降低嵌入式芯片的运算量, 并进一步降低了算法的响应时间。

## 1 跌倒检测

MPU6050 模块 (如图 1 所示) 集合了 MEMS (micro electro mechanical system) 陀螺仪和 MEMS 加速度仪构成 9 轴运动传感器, 并搭载了数字运动处理器 DMP (digital motion processor, 数字运动处理器) 和 ADC (analog-to-digital converter, 模数转换器) 模块, 通过这些模块将采集的数据通信号经 ADC 转化为数字信号并通过 IIC (inter-integrated circuit, 集成电路总线) 接口发送。与传统运动传感器相比, MPU6050 具有良好的抗干扰能力和更低的功耗, 并且在设计上尽量降低陀螺仪、加速度仪间的相互影响以及加速仪的漂移<sup>[11]</sup>影响, 以便提高测量精度。因此, MPU6050 模块可以满足本文研究的需要。

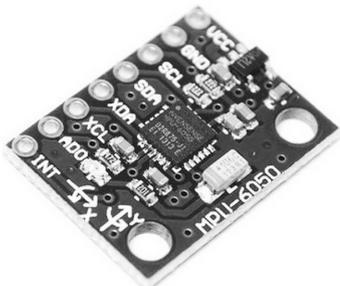


图 1 MPU6050 模块

Fig. 1 MPU6050 module

身体跌倒具有突发性、剧烈性和短暂性。在跌倒过程中, 人身体倾斜导致角度发生变化, 同时也伴随着身体加速度的变化。综合考虑老年人日常活动的频

率低、强度不高的特点, 可以将加速度和角度的突然变化作为检测跌倒的重要量化标志。建立人体在自然站立状态下的传感器采集方向一致的坐标系, 图 2 所示。

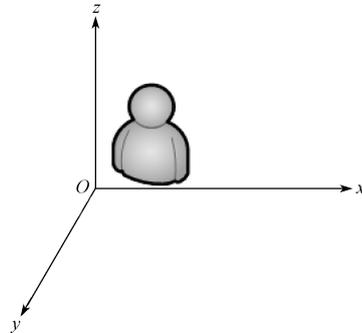


图 2 人体坐标系

Fig. 2 Body coordinate system

### 1.1 跌倒评估量

人体在静止时只在垂直方向受到重力加速度的作用。当身体发生剧烈跌倒时, 传感器可以采集到不同坐标轴方向的加速度。通过计算来自  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴的加速度  $a_x$ 、 $a_y$ 、 $a_z$  得到加速度幅度值  $SVM$ 。加速度幅度值  $SVM$  反映了人体运动的剧烈程度, 其定义为

$$SVM = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

在一些情况下, 一些外在因素会对传感器采集的加速度造成影响。为了降低噪声可能导致的误判, 在一定时间窗口内对采集的加速度  $a_x$ 、 $a_y$ 、 $a_z$  进行五点多次滑动平均, 去除偏差较大的脏数据, 防止在进行平方运算时扩大脏数据带来的误差; 然后用处理后的数据计算加速度幅度值  $SVM$ 。

当身体处于行走或其他非剧烈运动状态下, 计算出来的  $SVM$  序列比较平缓而且离散程度小; 如果发生了跌倒事件,  $SVM$  会发生剧烈的变化。因此, 在一定的时间窗内,  $SVM$  的离散程度越大, 变异指数<sup>[12]</sup> (coefficient of variation, CV) 越高。变异指数  $CV$  定义如下:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3)$$

$$CV = \frac{\bar{x}}{SD} \quad (4)$$

式 (2) ~ (4) 中:  $n$  为时间窗口中的采样个数;  $x_i$  为时间窗口内计算出的  $SVM$  值;  $\bar{x}$  为  $SVM$  的平均值;  $SD$  为标准方差。

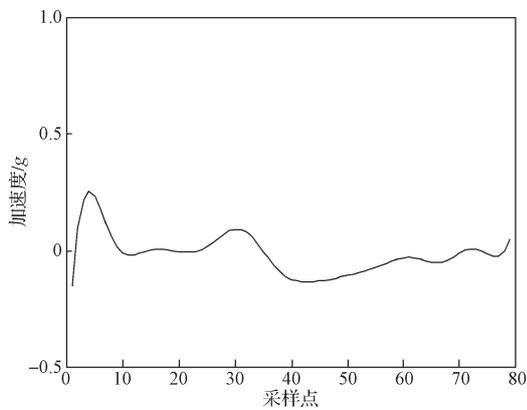
在跌倒时人体角度会在  $x$ 、 $y$  轴发生变化<sup>[13]</sup>, 因

此引入角度变化  $\omega$  来反映跌倒过程中角度变化的范围。 $\omega$  的值越大, 表示身体角度变化范围越大, 因此角度可作为跌倒判断的一个参量, 其定义为

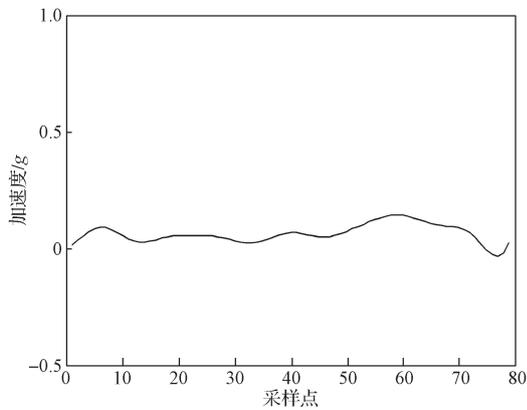
$$\omega = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2} \quad (5)$$

### 1.2 跌倒算法

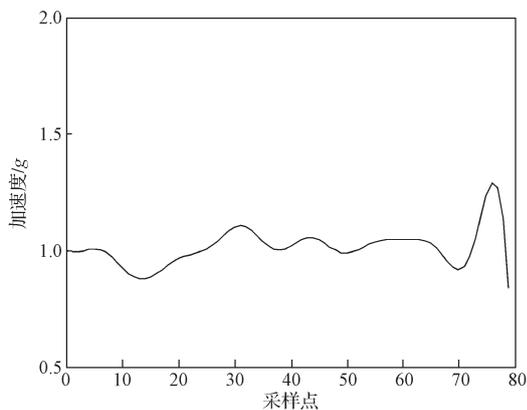
日常生活中, 人的活动频率一般不会超过 20 Hz<sup>[14]</sup>, 在不引入脏数据的前提下, 为了更精确地处理采样数据, 本文采集的频率设为 30 Hz。通过对采集的数据进行分析, 在正常活动时每个方向的加速度不会超过 1.5 g。而 SVM 的值主要受 Z 轴(垂直方向)加速度数值的影响, 其大小也不会超过 1.5 g。正常行走状态下采集数据的加速度及 SVM 值如图 3 所示。



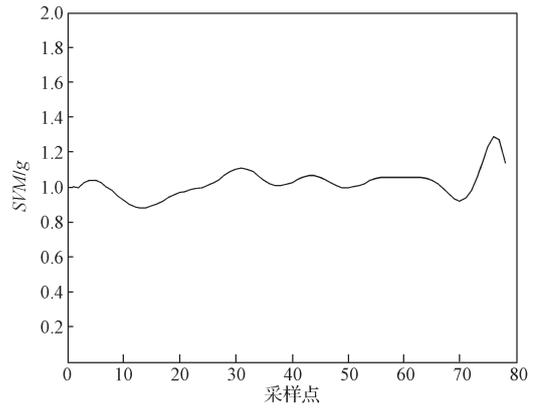
a) x 轴方向加速度



b) y 轴方向加速度



c) z 轴方向加速度



d) SVM 数值

图 3 正常行走下的加速度以及 SVM 值

Fig. 3 Acceleration and SVM value under the state normal walking

跌倒在生活中属于一种剧烈活动, 当发生跌倒时, 人体相对地面的高度会急速变化, 该过程中人体受到的加速度也会发生变化。通过 SVM 值可量化这种变化并反映姿态的变化。为了减少数据采取过程中脏数据的影响, 算法对时间窗口  $T$  内的  $x, y, z$  3 个方向的轴向加速度数据进行五点多次平滑。刘鹏等的研究表明, 人体跌落时间为 0.3~0.4 s<sup>[5]</sup>, 所以时间窗口  $T$  约为 10 个采样点的时间。针对老年人活动频率低、强度不高的现实情况, 结合试验采集数据 SVM 的阈值设置为 1.5 g。跌倒时的数据结果如图 4 所示。

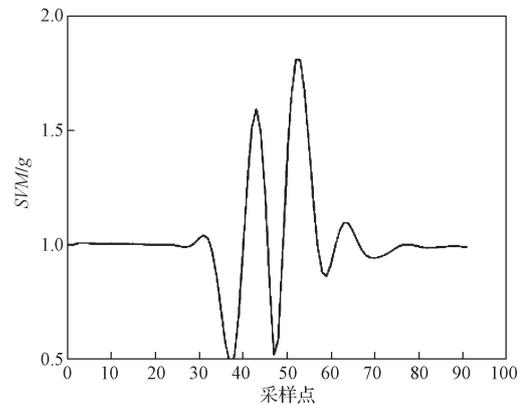


图 4 跌倒时的 SVM 值

Fig. 4 SVM value in the falling process

单一的 SVM 不能屏蔽一些干扰动作, 为了更好地判断跌倒状态, 引入时间窗口  $T$  内 SVM 的 CV 作为二级判断。统计学的角度中, CV 值越大, 表明离散程度越大。在跌倒过程中, SVM 变化剧烈, 因此离散程度很大, SVM 离散的程度大意味着身体姿态发生了剧烈变化。通过试验表明, CV 值在跌倒时会超过 0.20, 而在日常活动中低于 0.19。因此, 将 CV 跌倒阈值设为 0.20。部分实验结果如表 1 所示。

表 1 不同情况下的 CV 实验结果

Table 1 Experimental results of CV in different cases

行走情况下的 CV	跌倒情况下的 CV
0.174	0.278
0.119	0.339
0.063	0.299
0.087	0.282
0.129	0.250
0.078	0.292

为了保证判断的准确性并过滤持续剧烈运动, 当 CV 在 3 个时间窗口  $T$  内持续超过阈值且角度  $\omega$  未超过阈值, 则认为当前是持续剧烈活动不是跌倒; 如果 CV 在规定的窗口内的值超过阈值并且先前存在未超过阈值的 CV, 则认为发生了跌倒事件。

角度作为辅助判断, 用于以确认来自上一级的跌倒判断。如果角度  $\omega$  超过预设阈值并且在 30 个采样点内连续超过阈值, 则认为跌倒事件一定发生; 否则认为跌倒事件没有发生。

根据上述分析, 提出了先行平滑加速数据计算 SVM, 根据 SVM、CV 固定阈值多级判断, 角度辅助判断的跌倒判断算法。算法未涉及积分运算, 计算量小, 算法容易实现, 其基本流程图如图 5 所示。

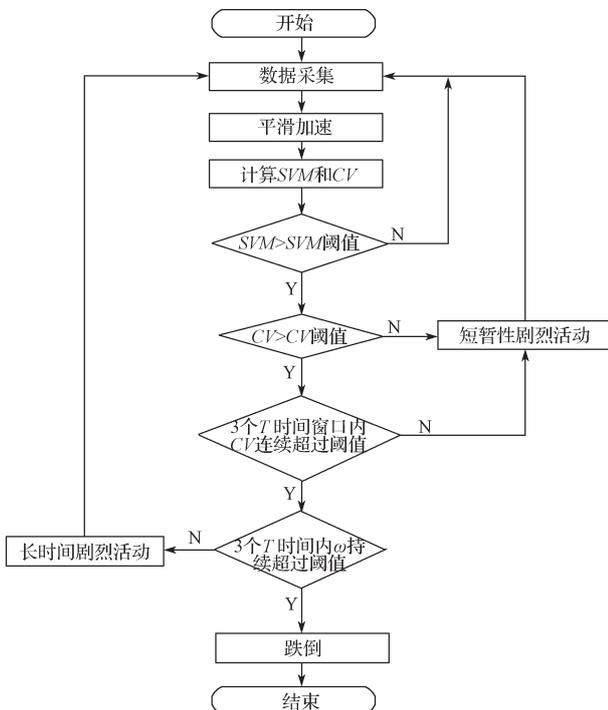


图 5 跌倒判断算法流程图

Fig. 5 Algorithm flowchart of fall detection

## 2 实验分析

根据先前收集的数据设定了阈值, 并模拟老年人在日常生活中的活动, 设计了相关的验证实验。实

验在室外草地由多名 22~26 周岁的 6 名志愿者完成。实验主要模拟了老年人行走、跌倒的情况; 另外在教学楼里模拟老年人上楼和下楼的情况。实验过程中使用了 MPU6050 传感器采集加速度的变化, 每组试验 50 次, 所得实验结果如表 2 所示。

表 2 实验结果

Table 2 Experimental results

实验项目	确认为跌倒的次数	未确认为跌倒的次数	准确率 / %
行走	0	50	100
下楼	4	46	92
上楼	1	49	98
跌倒	48	2	96

表 2 的数据表明, 判断算法的准确度基本达到预期效果。算法能很好地区分正常行走和跌倒的情况, 并且能过滤掉一些高强度运动带来的误判数据。在实验数据中存在对于上下楼误判的情况, 因为在实际的运行环境中存在不可预见的运动情况, 所以 SVM 会超过阈值并且角度也发生变化, 最终导致算法误判。

## 3 结语

本文提出了先行平滑加速度数据而后计算 SVM, 通过 SVM 阈值、CV 阈值、角度阈值多级判断跌倒状态的算法。通过 CV 反映 SVM 的离散程度继而反映身体姿态变化, 省去了文献 [5-6] 对 SVM 或者对加速度的积分运算, 减轻了控制单元的运算压力。考虑到老年人剧烈运动的强度不高, 通过持续观察时间窗口内的 CV 值可以很好地过滤持续时间长的剧烈运动带来的误判。本文算法对活动强度不高的老年人适用性好, 判断准确率高。实验结果验证了其准确性。

### 参考文献:

[1] 姜春力. 我国人口老龄化现状分析与“十三五”时期应对战略与措施 [J]. 全球化, 2016(8): 90-105.  
JIANG Chunli. An Analysis of the Present Situation of Population Aging in China and the Strategies and Measures in the Thirteenth Five Period [J]. Globalization, 2016(8): 90-105.

[2] 郑华光, 鞠奕, 沈东超, 等. 老年人意外伤害的首要病因: 跌倒的评价和预防 [J]. 中国卒中杂志, 2013, 8(12): 1003-1008.  
ZHENG Huaguang, JU Yi, SHEN Dongchao, et al. Evaluation and Prevention for Falls in Elder People: A Leading Cause of Unintentional Injuries [J]. Chinese Journal of Stroke, 2013, 8(12): 1003-1008.

[3] MERROUCHE F, BAHAN N. Depth Camera Based

- Fall Detection Using Human Shape and Movement[C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Signal and Image Processing(ICSIP). Beijing: IEEE, 2017: 586-590.
- [4] 薛冰霞. 基于多模特征融合的人体跌倒检测算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2015.  
XUE Bingxia. Research on Multimodal Feature Fusion for Human Fall Detection[D]. Jinan: Shandong University, 2015.
- [5] 刘鹏, 卢潭城, 吕愿愿, 等. 基于MEMS三轴加速度传感器的摔倒检测[J]. 传感技术学报, 2014(4): 570-574.  
LIU Peng, LU Tancheng, Lü Yuanyuan, et al. MEMS Tri-Axial Accelerometer Based Fall Detection[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014(4): 570-574.
- [6] 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.  
CAO Yuzhen, CAI Weichao, CHENG Yang. Body Posture Detection Technology Based on MEMS Acceleration Sensor[J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2010, 8(1): 37-41.
- [7] 卓从彬, 杨龙频, 周 林, 等. 基于MPU6050加速度传感器的跌倒检测与报警系统设计[J]. 电子器件, 2015(4): 821-825.  
ZHUO Congbin, YANG Longpin, ZHOU Lin, et al. Design of Fall Detection System Based on MPU6050 Acceleration Transducer[J]. Electronic Devices, 2015(4): 821-825.
- [8] 陈艳玲. 基于统计模式识别的跌倒检测算法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.  
CHEN Yanling. Research of Fall Detection Algorithm Based on Statistical Pattern Recognition[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2012.
- [9] 武东辉, 王哲龙, 陈 野. 基于HMMs和SVM的人体日常动作序列分割识别研究[J]. 大连理工大学学报, 2015(4): 411-416.  
WU Donghui, WANG Zhelong, CHEN Ye. Research on Segmentation Recognition of Human Daily Action Sequences Based on HMMs and SVM[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2015(4): 411-416.
- [10] HE Jian, HU Chen. A Portable Fall Detection and Alerting System Based on *K*-NN Algorithm and Remote Medicine[J]. China Communications, 2015, 12(4): 23-31.
- [11] 宋丽君, 秦永元. MEMS加速度计的六位置测试法[J]. 测控技术, 2009, 28(7): 11-13.  
SONG Lijun, QIN Yongyuan. Six-Position Testing of MEMS Accelerometer[J]. Measurement & Control Technology, 2009, 28(7): 11-13.
- [12] 金 纯, 尹远阳. 一种基于统计学判别分析的老人摔倒检测算法的研究[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1): 89-91.  
JIN Chun, YIN Yuanyang. Old Man Fall Detection Algorithm Research Based on Discriminant Analysis of Statistical[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(1): 89-91.
- [13] 朱 勇, 张 研, 宋 佳, 等. 基于倾角的跌倒检测方法研究与系统研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2013(1): 95-99.  
ZHU Yong, ZHANG Yan, SONG Jia, et al. Study on the Method and System for Falling Detection Based on the Inclinometer[J]. Biomedical Engineering, 2013(1): 95-99.
- [14] KHAN S S, HOEY J. Review of Fall Detection Techniques: A Data Availability Perspective[J]. Medical Engineering & Physics, 2016, 39: 12-22.

(责任编辑: 申 剑)