

文章编号: 1004-4353(2016)02-0156-05

# 基于 Kinect 的跌倒行为识别算法

罗凯, 金小峰\*

( 延边大学工学院 计算机科学与技术学科 智能信息处理研究室, 吉林 延吉 133002 )

**摘要:** 根据人体跌倒时的骨架特征,提出了一种人体跌倒行为识别方法. 首先,依据跌倒行为的定义,将人体的头部和重心节点作为表征跌倒行为的特征参数,通过 Kinect 传感器获取人体骨架信息;其次,采用滑动窗口和阈值方法确定行为的发生阶段,并提取其运动特征向量;最后,通过人工神经网络对本文提取的跌倒行为特征进行训练和识别. 实验结果表明,本文提出的方法高效准确,识别率达到 90.5%.

**关键词:** Kinect; 人体骨架信息; 跌倒行为识别; 人工神经网络

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

## Research on fall behavior recognition based on Kinect

LUO Kai, JIN Xiaofeng\*

( Intelligent Information Processing Lab., Dept. of Computer Science & Technology,  
College of Engineering, Yanbian University, Yanji 133002, China )

**Abstract:** According to the human skeleton feature in fall down, a method of human fall behavior recognition is proposed in this paper. Following fall behavior definition, joints head and hip-center are considered as feature to describe behavior of fall. First, we apply the Kinect sensor to obtain the human skeleton information. Then, we use slide-window and threshold for behavior initiation stage, motion feature vector is extracted. Finally, fall behaviors are trained and recognized by improved ANN. Experimental results show that the method proposed in this paper is high-efficiency and accurate, and its accuracy rate reaches 90.5%.

**Keywords:** Kinect; human skeleton information; fall behavior recognition; artificial neural network

## 0 引言

近年来,在实际系统的开发和应用中人体行为分析技术已成为重要的研究内容,如在智能交通、安全监控、汽车自动驾驶等系统,以及家庭成员行为的安全监护等方面.在当前老龄化、独居老人增多的趋势下,对人体行为异常的研究也显得尤为重要<sup>[1-2]</sup>.目前,对跌倒行为的检测方法主要有基于穿戴式传感器的检测技术和基于视频的检测技术<sup>[3-4]</sup>.基于穿戴式传感器的跌倒检测系统虽然技术成熟,但是成本高,而且便利性和舒适性

差.基于视频的跌倒检测技术是根据一个或多个摄像头提取到的人体轮廓运动特征来进行识别,易受环境光照和观察视角的影响,所以识别率不高.与基于视频和穿戴式传感器的方法相比,Kinect 传感器所提取到的人体骨架信息具有光照影响小和成本低等优点,有利于对人体行为的识别;因此,近年来基于 Kinect 传感器的人体行为分析技术逐渐成为各领域研究的热点,如:邓小园<sup>[5]</sup>通过 Kinect 提取人体深度轮廓,并通过计算轮廓曲率对高尔夫挥杆动作进行了分析;刘飞<sup>[6]</sup>通过 Kinect 获取的深度图像提取骨架信息,采用

DTW 算法对人体行为进行了识别;郑立国<sup>[7]</sup>利用 Kinect 的骨架和深度信息,结合 3DSMAX 与 OGRE 工具实现了动作和表情的实时采集和显示.鉴于此,本文提出了一种基于人体骨架信息运动特征的跌倒识别方法,在 Kinect 获取人体骨架信息的基础上,采用与跌倒行为密切相关的头部和重心 2 个节点作为特征参数,并结合头部-重心高度差提取动作发生阶段的运动特征向量,然后通过人工神经网络进行了识别.

## 1 跌倒行为的特征分析

### 1.1 不同行为的对比分析

跌倒行为的定义<sup>[8]</sup>为无意识地跌坐在地面、地板或一些更低的平面上,不包括靠在家具或者墙壁上的情况,因此跌倒可视为是身体不受意识控制的一种行为,与日常生活动作相比必然会出现某些明显的特征.跌倒行为的主要特征有:1)当人从站立姿态开始跌倒时,人体姿态会发生很大幅度的变化;2)头部的高度会迅速降低,而且头部垂直方向的速度很大;3)头部和重心的高度差会持续变小,最后与地面基本保持水平.

根据以上分析,本文通过 Kinect 获取人体骨架节点的空间坐标,并且将头部和重心的垂直坐标以及头部-重心高度差作为跌倒行为的特征,分别记为:  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$ .

随机选取捡东西、躺下、坐下和跌倒 4 种不同的行为,对比它们的  $Y_h, Y_c$  和  $Y_{hc}$  变化曲线.通过对图 1 中 4 种行为变化情况的分析可知,跌倒行为相对于躺下、捡东西以及坐下等行为跌倒动作发生阶段的  $Y_h, Y_c$  和  $Y_{hc}$  都会急剧下降.

### 1.2 确定动作的“发生”阶段

为了去除人体行为中无关动作的干扰,需要从整个行为过程中截取动作的“发生”阶段,即精确地找到该阶段的起始点和终止点.为了消除传感器的噪声影响,先对  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$  曲线做平滑处理,然后计算其二阶差分.以跌倒时头部高度变化为例,头部高度变化的二阶差分曲线如图 2(a) 所示,跌倒动作发生时,曲线震荡剧烈.提取震荡剧烈部分的常用方法有滑动窗口和阈值的方法<sup>[9]</sup>.

本文设计了一个 5 帧宽的窗口,从第 1 帧到最后 1 帧滑动,计算窗口内的方差,变化曲线震荡剧烈的部分会出现明显的峰值,如图 2(b) 所示.查找方差变化曲线计算最大峰值,得到图 2(b) 中 B 点对应的动作帧,即下跌到最低点的时刻.当该曲线变化值初次大于均值时,即得图 2(b) 中 A 点对应的动作帧,即下跌的开始时刻.动作“发生”阶段的提取结果见图 2(c),其中将非动作“发生”阶段全部置零.

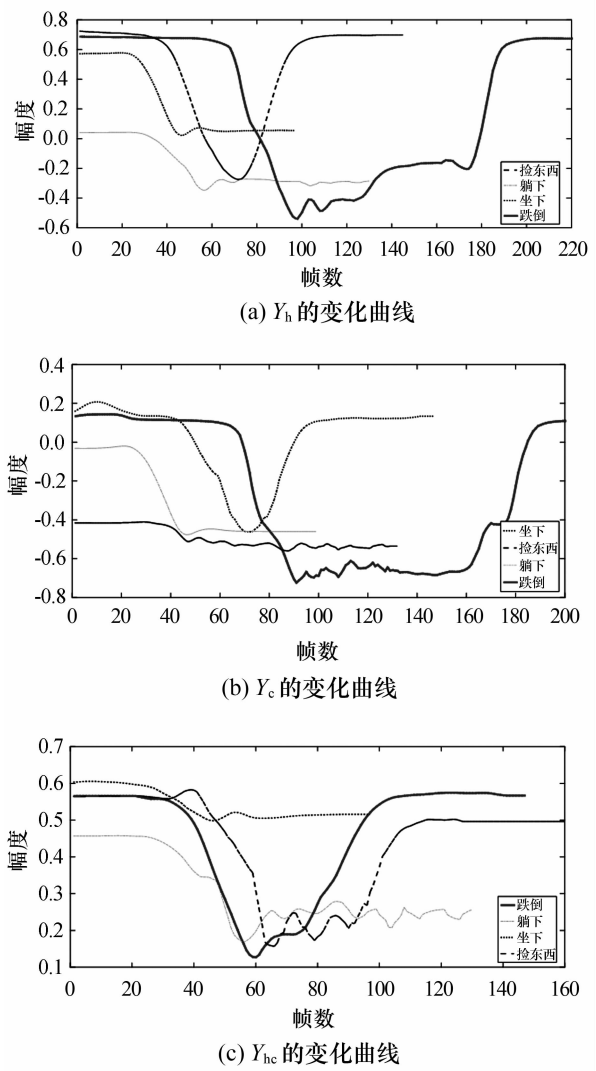
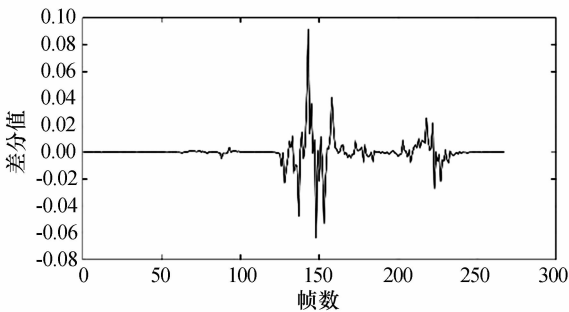


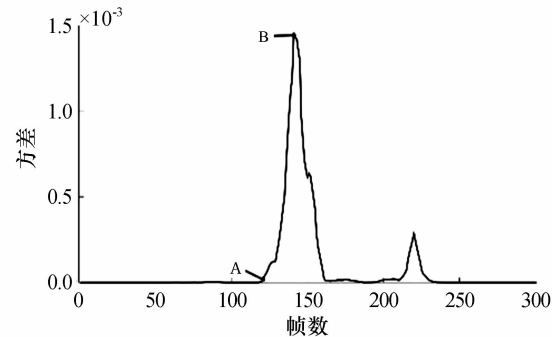
图 1 4 种不同行为的  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$  变化曲线

本文假设所有动作的完整模式是由“发生 → 稳定 → 恢复”3 个阶段组成,显然“发生”阶段往往比后 2 个阶段持续时间短,因此将发生阶段作为跌倒行为识别的关键依据.针对 1.1 中随机选取的 4 种行为,对比其动作“发生”阶段的  $Y_h, Y_c,$

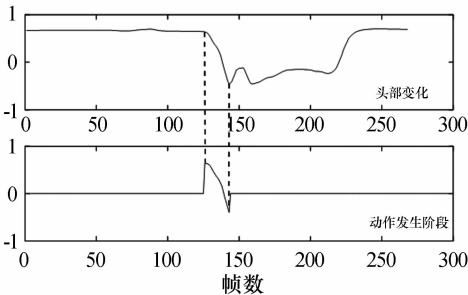
$Y_{hc}$  变化情况,结果如表 1 所示.从表 1 可以看出,跌倒与坐下、捡东西差异明显,而与躺下行为非常相似,但是结合图 1 不难发现,躺下行为的  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$  的变化速度较跌倒慢,表现为曲线下下降斜率或梯度不同;另外,4 种行为的  $Y_h$  都表现出相同趋势.与文献[4]中通过头部运动轨迹的跌倒行为检测方法相比,本文采用的特征具有更好的可区分性.



(a) 头部变化的二阶差分曲线



(b) 窗口内方差变化曲线



(c) 动作发生阶段的划分结果

图 2 动作“发生”阶段的提取过程

表 1 动作“发生”阶段 4 种不同行为的  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$  对比

	跌倒	躺下	坐下	捡东西
$Y_h$	—	—	—	—
$Y_c$	—	—	—	0
$Y_{hc}$	—	—	0	—

注:“—”代表下降,数字 0 代表不变.

2 跌倒行为的特征提取

2.1 动作“发生”阶段的特征提取

确定行为的发生阶段后,针对其下降幅度和持续时间进行度量.跌倒行为的  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$  的主要特点是急剧减小且持续时间短,因此可用一阶差分均值  $d$  来度量幅度和时间变化:

$$d = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (h_{i+1} - h_i), \tag{1}$$

其中  $N$  为对应动作发生阶段的持续帧数.一阶差分可表示曲线下下降或上升的程度,当曲线严格下降时  $d < 0$ ,曲线严格上升时  $d > 0$ .发生跌倒行为时,由于动作发生阶段的持续帧数很小,  $N-1$  的值会比其他行为小,因此  $d$  的绝对值将会很大.

根据式(1)分别提取跌倒行为发生阶段的头部、重心和头部-重心高度差的一阶差分均值  $d_h, d_c$  和  $d_{hc}$ .由此,对于行为  $A$  的特征向量可表示为

$$\boldsymbol{F}_A = [d_h^A \quad d_c^A \quad d_{hc}^A], \tag{2}$$

其中  $\boldsymbol{F}_A$  表示行为  $A$  的特征向量.

为了证明本文提取的特征向量的有效性,随机抽取了 5 次跌倒、躺下、坐下和捡东西的行为特征向量  $\boldsymbol{F}$ ,并进行了对比,结果如表 2 所示.

从表 2 中可见,跌倒时  $\boldsymbol{F}$  的各分量绝对值都大于 0.5,躺下时  $\boldsymbol{F}$  的各分量绝对值都小于 0.5,坐下时  $\boldsymbol{F}$  的各分量中  $d_c$  绝对值很小,捡东西时  $\boldsymbol{F}$  的各分量中  $d_{hc}$  绝对值很小且  $d_c$  的绝对值大于 0.5.可见不同行为的  $\boldsymbol{F}$  向量存在不同分布,跌倒行为的  $\boldsymbol{F}$  与其他行为存在较强的可区分性.

表 2 各行为特征向量  $\boldsymbol{F}$  的对比

行为	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$
跌倒	[−0.62 −0.67 −0.56]	[−0.68 −0.57 −0.57]	[−0.70 −0.67 −0.57]	[−0.71 −0.58 −0.68]	[−0.53 −0.64 −0.74]
躺下	[−0.24 −0.34 −0.34]	[−0.31 −0.40 −0.41]	[−0.32 −0.47 −0.25]	[−0.15 −0.39 −0.40]	[−0.11 −0.36 −0.36]
坐下	[−0.54 −0.09 −0.49]	[−0.40 −0.19 −0.39]	[−0.44 −0.08 −0.38]	[−0.44 −0.27 −0.37]	[−0.68 −0.25 −0.45]
捡东西	[−0.66 −0.40 −0.09]	[−0.73 −0.52 −0.01]	[−0.58 −0.52 −0.12]	[−0.60 −0.44 −0.24]	[−0.61 −0.48 −0.09]

## 2.2 基于 Kinect 的跌倒行为识别算法

通过以上分析,本文提出基于人体骨架数据的跌倒行为识别算法,其主要步骤如下:

Step1 通过 Kinect 提取人体骨架数据,并提取  $Y_h, Y_c, Y_{hc}$ .

Step2 采用二阶差分和滑动窗口的方法,精确提取行为的发生阶段.

Step3 通过式(1)和式(2)计算该阶段的一阶差分均值,并提取人体行为特征向量  $F$ .

Step4 应用 L-M 优化的 BP 神经网络进行训练和识别,得到跌倒行为的识别结果.

## 3 实验结果及分析

### 3.1 神经网络的参数确定

BP(back propagation)神经网络是一种多层前馈型人工神经网络,主要用于函数逼近、模式分类、数据压缩和模型预测等领域,是目前在工程领域应用最为广泛的一类神经网络模型<sup>[10]</sup>. BP 神经网络的参数设置是能否高效地解决问题的关键,因此应根据样本数据特点进行合理的模型设计,其设计内容主要包括隐层节点数、初始权值和阈值、学习方法等<sup>[11]</sup>. 其中,确定隐层节点数通常依靠经验或者试凑法,本文参考式(3)进行估计:

$$h = \sqrt{i + o} + a,$$

(3)

其中  $h$  为隐层节点数,  $i$  为输入层节点数,  $o$  为输出层节点数,  $a$  为一个常数(取 1 ~ 10).

本文中输入层  $i = 3$ , 输出层  $o = 1$ , 因此应选取[2, 13] 内的 12 个不同节点数进行对比实验并确定隐层节点数. 设训练误差为 0.01, 训练次数上限为 1 000, 实验结果见表 3. 从表 3 可见, 隐层节点数从 9 个以后训练误差基本保持稳定, 同时也说明本文设定的训练误差接近最佳值. 隐层节点数为 10 时训练误差达到最小值, 因此取  $h = 10$ .

表 3 不同隐层节点的对比结果

隐层节点数	2	3	4	5	6	7
训练误差	0.130	0.092	0.091	0.086	0.093	0.037
隐层节点数	8	9	10	11	12	13
训练误差	0.048	0.014	0.013	0.018	0.019	0.032

在使用[-1, 1]随机值初始化网络权值和阈值时, 会因达到设定的梯度变化允许下限而过早地结束训练, 然而此时训练误差并没有符合设定要求. 使用 NW 初始化法则可以在网络训练时有效地避免神经元出现过早饱和的现象, 因此本文选择 NW 方法初始化权值和阈值.

目前应用于 BP 神经网络的改进学习算法主要有: SCG(scaled conjugate gradient)算法、弹性 BP 算法和 L-M(levenberg-marquardt)优化算法. 标准的 BP 算法的核心是调整权值和阈值使得误差沿梯度方向下降, 但是该方法存在 2 个主要缺陷: 一是网络训练速度缓慢, 二是存在局部极小值点<sup>[12]</sup>. SCG 算法适合规模较大的神经网络; 弹性 BP 算法收敛速度较快, 但是性能随误差减小而变差; L-M 优化算法收敛速度最快, 而且精度也较高<sup>[13]</sup>. 3 种学习算法的对比结果如表 4 所示.

表 4 3 种 BP 算法的对比结果( $h = 10$ )

学习方法	训练次数	训练误差
SCG 算法	1 000	0.085
弹性 BP 算法	1 000	0.133
L-M 优化算法	1 000	0.011

表 4 显示, L-M 优化算法有较好的性能, 训练误差下降速度较快并且训练误差小. 在隐层节点数为 10 时, 采用 L-M 优化算法时训练误差下降到 0.011, 达到了本文的要求, 因此本文采用 L-M 优化算法.

### 3.2 跌倒行为识别实验

本文的跌倒行为识别实验是在 MATLAB 2015a 环境下完成的. 实验样本共采集了 5 名测试者的 150 组数据, 其中跌倒样本 90 组, 躺下、坐下和捡东西样本各 20 组. 采用本文确定的 L-M 优化 BP 算法, 随机交叉选取训练集和测试集, 并且保证训练集中跌倒样本 50 组, 躺下、坐下、捡东西样本各 12 组; 测试集中跌倒样本 40 组, 躺下、坐下、捡东西样本各 8 组, 实验结果如表 5 所示.

表 5 表明, 本文提出的基于骨架数据的人体跌倒行为识别方法的平均识别率可达到 90.5%. 产生识别错误的主要原因是采集跌倒行为样本来自测试者非真实行为, 测试者在数据采集过程中

往往表现出不自主的防范意识,致使采集的跌倒与躺下行为差异不明显.实际跌倒行为的下跌速度会比本文采用的样本更快,特征也更为明显,因此结果也会更好.

表 5 行为识别结果

实验 序号	测试集样本数		正确识别的 跌倒行为数	识别准确 率/%
	跌倒行为	其他行为		
1	40	24	35	87.5
2	40	24	39	97.5
3	40	24	37	92.5
4	40	24	34	85.0
5	40	24	36	90.0
平均识别率				90.5

4 结论

本文依据跌倒行为的定义,将人体头部和重心节点作为跌倒行为判定的主要依据,提出了一种基于 Kinect 的跌倒行为识别方法,经实验表明,本文方法的平均识别率可达到 90.5%.本文方法的不足之处是:选取的特征参数少,而且仅考虑参数在垂直方向的特征变化,因此对不同朝向的跌倒行为识别具有鲁棒性.另外,本文提取的特征参数仅考虑了头部和重心 2 个节点的运动信息,可识别的行为有限,如果将人体的其他节点信息加入到跌倒识别的特征中,会提高本文算法的适用性.

参考文献:

[1] Bogdan K, Michal K. Improving fall detection by the use of depth sensor and accelerometer[J]. Neu-

rocomputing, 2015,168:637-645.  
[2] Anastasiia K, Cyrille P L, Vasilli A G, et al. Falling in the elderly: do statistical models matter for performance criteria of fall prediction? Results from two large population-based studies[J]. European Journal of Internal Medicine, 2016,27:48-56.  
[3] 王荣,章韵,陈建新. 基于三轴加速度传感器的人体跌倒检测系统设计与实现[J]. 计算机应用,2012,32(5):1450-1452.  
[4] 杨帆,谢静,周余,等. 基于头部运动轨迹和 3D 视觉的跌倒检测系统[J]. 现代电子技术,2012,35(2):54-57.  
[5] 邓小园. 基于 Kinect 运动捕捉的高尔夫挥杆分析与辅助训练系统的研制[D]. 北京:北京邮电大学,2013:20-36.  
[6] 刘飞. 基于 Kinect 骨架信息的人体动作识别[D]. 上海:东华大学,2014:16-47.  
[7] 郑立国. 基于 Kinect 的动作捕捉系统的实现[J]. 吉林大学学报(工学版),2013,43:249-255.  
[8] Buchner D M, Hornbrook M C, Kutner N G, et al. Development of the common data base for the FICSIT trials[J]. Journal of the American Geriatrics Society, 1993,41(3):297-308.  
[9] 韩云,钟圣伦,叶正圣,等. 以人体骨架为基础的室内实时动作侦测[C]//第 32 届中国控制会议论文集. 西安. 2013:3965-3969.  
[10] 韩旭. 应用 Kinect 的人体行为识别方法研究与系统设计[D]. 上海:山东大学,2013:31-36.  
[11] Lv Q. A poselet-based approach for fall detection [C]//2011 IEEE International Symposium on IT in Medicine and Education, 2011,2:209-212.  
[12] Laila A, Hussein Z, Ali A B. The implementation of an intelligent and video-based fall detection system using a neural network[J]. Applied Soft Computing, 2014,18(17):59-69.  
[13] 邓万字,郑庆华,陈琳,等. 神经网络极速学习方法研究[J]. 计算机学报,2010,33(2):279-287.