

# 基于 Kinect 传感器的跌倒行为的检测与分析

马宗方<sup>1</sup>, 李静<sup>1,2\*</sup>, 曹陇鑫<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

<sup>2</sup>宝武装备智能科技有限公司, 上海 201900

**摘要** 高危作业现场环境复杂, 危险系数高, 容易发生跌倒事故, 造成人员伤亡。为了检测工人跌倒行为, 提出了一种基于 Kinect 传感器的人体跌倒检测方法。利用 Kinect 获取深度图像, 提取关节点信息, 通过计算关节点相对位置熵和速度的变化, 判断人体是否发生跌倒。通过对比实验, 确定了一组跌倒识别率最高的骨架关节点: 头、双肩、双膝、中心点。实验数据表明该方法可以更快更准确地检测出跌倒行为。

**关键词** 探测器; Kinect; 信息熵; 关键点; 阈值分析; 实时检测

中图分类号 TN919.81

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.210402

## Fall Behavior Detection and Analysis Using a Kinect Sensor

Ma Zongfang<sup>1</sup>, Li Jing<sup>1,2\*</sup>, Cao Longxin<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China;

<sup>2</sup>Baowu Equipment Intelligent Technology Co., Ltd. Shanghai, 201900, China

**Abstract** High-risk work site environments are complex and dangerous and responsible for many fall accidents and casualties. To detect the fall behavior of workers, a human fall detection method using a Kinect sensor was proposed. Based on depth images obtained using a Kinect, we extracted body joint points information and determined whether a human body fell by calculating the changes of the relative position entropy and speed of the joint points. Through comparative experiments, a set of skeleton joint points with the highest fall recognition rate were determined: head, shoulders, knees, and center points. Experimental data show that the method can detect fall behaviors more quickly and accurately compared with the conventional methods.

**Key words** detector; Kinect; information entropy; key points; threshold analysis; real-time detection

**OCIS codes** 040.1490; 100.6890

## 1 引言

钢厂中高危作业现场, 安全隐患极高, 易发生伤亡事故, 若不能及时发现处理, 将会造成巨大的人财损失, 因此针对高危作业人员的异常行为检测具有一定的实际意义<sup>[1-2]</sup>。本文主要针对钢厂作业人员的跌倒行为进行检测与分析。

目前跌倒检测技术主要有三类: 基于穿戴式设备检测、基于音频或无线电等周围环境信号的检测

和基于视频图像检测。蔡靖等<sup>[3]</sup>利用穿戴式传感器进行跌倒行为检测。但佩戴传感器对人体的运动有阻碍性, 会使人体行动不便, 不利于工人工作。霍宏伟等<sup>[4]</sup>利用无线传感器网络射频信号对跌倒行为进行检测, 但是钢厂中含有大量的钢结构, 钢结构会对信号造成干扰, 故基于无线信号的跌倒检测不适用于钢厂环境。基于视频图像检测可分为彩色视频图像检测和深度视频图像检测。王恬等<sup>[5-8]</sup>基于彩色图像对目标的姿势进行了检测和估计。但是彩色图

收稿日期: 2020-02-10; 修回日期: 2020-02-23; 录用日期: 2020-03-10

基金项目: 国家自然科学基金(61701388)、陕西省教育厅产业化项目(18JC017)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2018JM6080)、西安建筑科技大学青年科技基金(QN1630)

\* E-mail: 1370976638@qq.com

像容易被周围环境(粉尘、光照等)污染,而钢厂噪声因素繁多,因此普通彩色图像并不适用于钢厂等高危环境下的人体行为检测。

深度图像可以不受外界环境条件的影响,准确地实现目标定位。Planinc 等<sup>[9]</sup>利用 Kinect 获取人体三维骨架信息,根据身体运动方向和脊柱高度信息的变化,进行了跌倒行为的判断。王鑫等<sup>[10]</sup>用关节位置差作为人体特征,并使用 LE(Laplacian eigenmaps)流行学习对高维空间进行降维,最后用 Hausdorff 对降维后的空间进行匹配计算。谢亮等<sup>[11]</sup>通过 Kinect 获取人体骨架关节信息,通过计算每个关节的欧氏距离和角度信息进行姿势识别。但上述方法会受被测人员的自身特点(性别、高矮、胖瘦)等因素的影响,导致误判。本文在上述研究的基础上,将熵和速度相结合,获取人体骨架信息,计算正常行走到跌倒状态骨架关节熵和速度的阈值,判断跌倒行为的发生。该方法不考虑被测人员自身的特点,能更准确有效地进行跌倒行为检测。

## 2 骨骼数据获取

Kinect 传感器采用红外线灯光和摄像机,创建了相机前面区域的三维(3D)图<sup>[12]</sup>。其中摄像机用于采集二维(2D)彩色图片,发射红外线灯光的红外传感器用于采集彩色图片的深度值。Kinect 的软件开发工具包(SDK)可以提供人体骨架的 25 个关节,关节又可以根据深度图像技术用空间三维坐标( $x, y, z$ )来表示。其中  $x, y$  坐标值由 RGB 摄像头提供,  $z$  由红外摄像头获取。Kinect 获取的人体关节如图 1 所示。

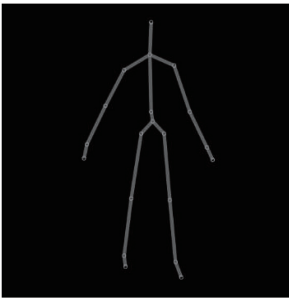


图 1 Kinect 获取的人体骨架图

Fig. 1 Human skeleton obtained by Kinect

## 3 跌倒行为检测

根据 Kinect 获取深度图像信息及人体骨架数据,计算人体运动时骨架关节信息的变化情况,判断异常行为是否发生。两个判定条件包括骨架关节

点熵阈值和人体中心点速度阈值。如果同时大于上述两个判定阈值,则认为跌倒行为发生。本文的人体跌倒检测流程如图 2 所示。

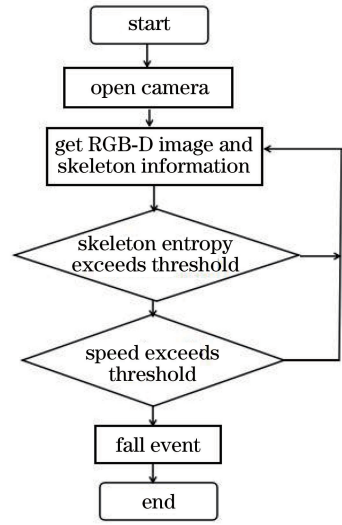


图 2 人体跌倒检测流程图

Fig. 2 Flowchart of human fall detection

### 3.1 判定条件一(人体跌倒时的熵值变化)

信息熵常被用作一个系统信息含量的量化指标,进而用作系统方程优化的目标或者参数选择的判据,即某一信息出现的概率。本研究中提及的骨架信息熵,反映的是人体运动程度,将人从静止到正常行走等规则运动视为正常行为,将跌倒、打闹等不规则运动视为异常行为。卞紫阳<sup>[13]</sup>证明,异常行为骨架熵值大于正常行为骨架熵值,且运动程度越大,信息熵越大,反之,运动程度越小熵越小。

信息熵的定义为某个概率系统中有  $n$  个事件( $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ ),第  $i$  个事件发生的概率为  $p_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ),如果知道事件已经发生,则该事件所含的信息量称为自信息,定义为

$$I(a_i) = \log \frac{1}{p(a_i)}, \quad (1)$$

式中  $I(a_i)$  代表两种含义:1)当事件  $a_i$  发生以前,代表事件  $a_i$  所发生的不确定性;2)当事件  $a_i$  发生以后表示事件  $a_i$  所含的信息量。而自信息的数学期望为平均自信息量,表达式为

$$H(x) = E \left[ \log \frac{1}{p(a_i)} \right] = \sum_{i=1}^n p(a_i) \log p(a_i), \quad (2)$$

式中:  $E[\cdot]$  表示取平均。由于上述表达式和统计物理学中热熵的表达式很相近,故把  $H(x)$  称为信息熵。

人体骨架信息熵实质是所选取的骨架关节关键

点在每一帧出现的非等概率,即(2)式中的  $p(a_i)$  在骨架熵值计算时表示每帧图片中关键点偏移标准帧对应位置关键点的概率。而判定偏移点概率的两个物理量为:1)同一位置的关键点的欧氏距离  $l$ ;2)同一位置关键点到人体几何中心的距离偏移量  $l_0$ 。设标准位置(初始状态)关键点的坐标为  $(X_1, Y_1, Z_1)$ ,中心点坐标为  $(X_0, Y_0, Z_0)$ ,当前位置关键点坐标为  $(X_i, Y_i, Z_i)$ ,中心点  $(X_j, Y_j, Z_j)$ ,可得

$$l = \sqrt{(x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + (z_i - z_1)^2}, \quad (3)$$

$$l_0 = |l_2 - l_1|, \quad (4)$$

其中  $l_2$  为当前关键点到几何中心距离,  $l_1$  为初始关键点到几何中心距离,表达式为

$$l_1 = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 + (z_1 - z_0)^2}, \quad (5)$$

$$l_2 = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}. \quad (6)$$

如果  $l=0, l_0=0$ ,则证明所监测人员身体关键点没有发生偏移,属于正常行为;如果  $l>0, l_0>0$  或  $l>0, l_0=0$  或  $l=0, l_0>0$ ,都证明关键点较正常行为发生了偏移,将其发生偏移的关键点概率代入(2)式,即可求得骨架信息熵<sup>[14]</sup>。本文选取3组骨架关节点来代表人体。第1组:头、双肩、双膝、中心点;第2组:双肘、双脚踝、中心点;第3组:双膝、双脚踝、中心点。分别计算3组骨架跌倒时的熵值变化,如图3所示。

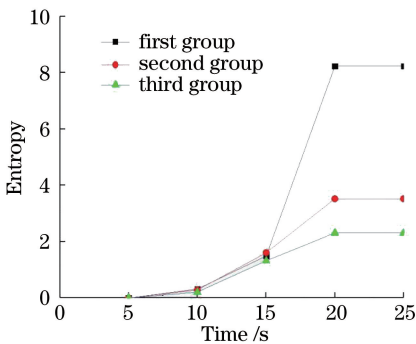


图3 骨架熵值变化坐标图

Fig. 3 Coordinate diagram of skeleton entropy change

利用 Kinect 传感器进行 25 s 的实时拍摄,每隔 5 s 计算一次熵值变化。前 10 s 人体从静止到正常行走;15~20 s 发生跌倒;20 s 以后倒地不动。由图 3 可知,人体静止到正常行走时骨架信息熵趋于稳定不变,一旦人体跌倒,骨架信息熵就会发生跳跃性变化,且大量实验证明,在跌倒发生时,3 组骨架

信息熵的值稳定在 8.6、3.2、2.3。这 3 组熵值作为选用不同骨架跌倒发生时的第一个判定条件。

### 3.2 判定条件二(人体中心点运动的速度)

针对高危现场工作性质,不排除有下蹲、弯腰等类似跌倒的动作,这时单靠熵值变化来判断异常行为准确率不高。因此引入速度变量作为第二个判定条件。跌倒行为发生时各个关节点的速度变化非常快,本文选取人体中心点的速度变化值作为第二个判定条件。

Kinect 的更新速度为 30 frame/s,摄像头打开后拍摄的第一帧人体中心点  $f_0$  坐标为  $(x_0, y_0, z_0)$ ,此时的时间为  $t_0$ ,第  $f_{0+30}$  时坐标为  $(x_1, y_1, z_1)$ ,此时对应的时间为  $t_1$ ,两帧所选图像的中心点变化位移由空间欧氏距离决定<sup>[15]</sup>,欧氏距离表达式为

$$d = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 + (z_1 - z_0)^2}. \quad (7)$$

故中心点下降的速度为

$$v = d/t, \quad (8)$$

式中:  $v$  为下降的速度,单位 m/s;  $d$  为下降位移,单位为 m;  $t$  为下降时间,单位为 s。

当  $t=t_1-t_0, v>v_c$ (临界值)时,表明被测人员发生了跌倒行为。

针对高危现场工人突然被异物砸伤摔倒、吸入有毒气体后缓慢跌倒等情况,测试时,取向前突然跌倒、向后突然跌倒、向左侧缓慢跌倒、向右侧缓慢跌倒 4 种状态进行速度阈值的选择。4 种状态值整合的实验结果如图 4 所示。

从图 4 中可以发现:0~5 s 人正常行走时速度基本为 0;5~11 s 和 16~22 s 时分别为快速向前跌倒和快速向后跌倒,峰值分别为 1.8 m/s 和 1.6 m/s;25~36 s 和 40~50 s 时分别向两侧跌倒,

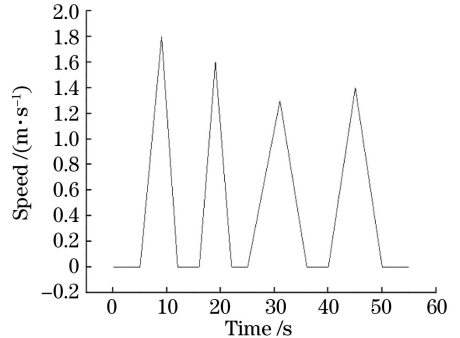


图4 人体中心点下降速度随时间变化折线图

Fig. 4 Line chart of the descent speed of the human body center point with time

速度的峰值为 1.3 m/s 和 1.4 m/s。数据表明,在发生跌倒时中心点的速度峰值范围在 1.3 ~ 1.8 m/s。为有效获取事故信息,应选择较小的速度值,因此本文选 1.3 m/s 作为跌倒行为的第二个判定条件。

## 4 实验结果与分析

为了选出最适合跌倒检测的骨架信息,实验设置了 4 个试验场景,分别是快速向前跌倒、快速向后跌倒、缓慢向左跌倒、缓慢向右跌倒,实验者分别选取 3 组骨架在不同场景做了 40 次跌倒实验,其识别率如表 1 所示,从表中可得,三组实验的平均识别率分别为 93.125%,89.375%,90.625%。

表 1 不同场景下的识别率

Table 1 Recognition rates in different scenarios

Fall action	First group	Second group	Third group
Fast, forward	38	35	37
Fast, backward	38	37	35
Slowly, left	37	35	38
Slowly, right	36	36	35

通过对 480 次的实验分析,可以发现利用第一组骨架信息判断跌倒行为时准确率最高,故应选用第一组骨架关键点来对跌倒行为进行检测。

## 5 结 论

针对钢厂的环境特点,利用 Kinect 深度传感器进行数据采集和处理,提出骨架关节点相对位置熵和速度相结合的跌倒检测方法。该方法可以不考虑被测人员自身特点等因素,有效地对跌倒行为进行检测。实验数据表明本文算法具有较高的识别率。该方法可以有效地对钢厂工作人员进行监护,极大地减小了意外发生的概率。

### 参 考 文 献

- [1] Wang Y J. Discussion on safety management of construction site[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2012, 8(7): 222-225.  
王跃军. 刍议建筑施工现场安全管理[J]. 中国安全生产科学技术, 2012, 8(7): 222-225.
- [2] Qian Q H, Rong X L. State, issues and relevant recommendations for security risk management of China's underground engineering [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(4): 649-655.

钱七虎, 戎晓力. 中国地下工程安全风险管理的现状、问题及相关建议[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(4): 649-655.

- [3] Cai J, Fan Y Y, Dong Z J, et al. Design of elderly tumble monitoring system based on wearable platform [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(7): 130-133.  
蔡靖, 樊毅尧, 董子健, 等. 基于穿戴式平台的老人摔倒监测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(7): 130-133.
- [4] Huo H W, Zhang H K. Fall detection using radio signals of home wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 195-200.  
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[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 195-200.
- [5] Wang T, Li Q W, Liu Y, et al. Abnormal human body behavior recognition using pose estimation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2366-2372.  
王恬, 李庆武, 刘艳, 等. 利用姿势估计实现人体异常行为识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2366-2372.
- [6] Zhu X D, Liu Z J. Human abnormal behavior recognition based on topic hidden Markov model[J]. Computer Science, 2012, 39(3): 251-255, 275.  
朱旭东, 刘志镜. 基于主题隐马尔科夫模型的人体异常行为识别[J]. 计算机科学, 2012, 39(3): 251-255, 275.
- [7] Sun X W, Sun Z W, Qin F. Research on human fall detection based on threshold and PSO-SVM [J]. Computer Engineering, 2016, 42(5): 317-321.  
孙晓雯, 孙子文, 秦昉. 基于阈值与 PSO-SVM 的人体跌倒检测研究[J]. 计算机工程, 2016, 42(5): 317-321.
- [8] Shi X, Xiong Q, Lei L. Research on fall detection system based on pressure sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010(3): 237-242.
- [9] Planinc R, Kampel M. Introducing the use of depth data for fall detection[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2013, 17(6): 1063-1072.
- [10] Wang X, Wo B H, Guan Q, et al. Human action recognition based on manifold learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(6): 914-923.  
王鑫, 沃波海, 管秋, 等. 基于流形学习的人体动作识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(6): 914-923.
- [11] Xie L, Liao H J, Yang Y B. Recognition and application research of kinect-based gesture [J].

- Computer Technology and Development, 2013, 23(5): 258-260.
- 谢亮, 廖宏建, 杨玉宝. 基于 Kinect 的姿势识别与应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(5): 258-260.
- [12] Shani G, Shapiro A, Oded G, et al. Validity of the microsoft kinect system in assessment of compensatory stepping behavior during standing and treadmill walking[J]. European Review of Aging and Physical Activity, 2017, 14(1): 1-11.
- [13] Bian Z Y. Research on detection method of human abnormal behavior based on RGB-D video [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
- 卞紫阳. RGB-D 视频人体异常行为检测方法研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [14] Liu J, Gong Z H, Gao E Y, et al. A human motion detection method based on depth and information entropy[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2014, 35(2): 388-392.
- 刘剑, 龚志恒, 高恩阳, 等. 一种基于深度和信息熵的人体运动检测方法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(2): 388-392.
- [15] Li W Y, Ma X, Mu C Y. Detection and analysis on fall behavior based on Kinect V2 [J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(6): 142-145.
- 李文阳, 马行, 穆春阳. 基于 Kinect V2 的跌倒行为检测与分析[J]. 现代电子技术, 2019, 42(6): 142-145.