

基于人体姿态动态特征的跌倒行为识别方法

韩 锐[†], 黄泽帆

(中南大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075)

摘 要:意外跌倒严重威胁老年人健康安全,准确识别跌倒事件并及时予以报警可以有效降低跌倒者所受伤害.本文提出了一种新的跌倒识别方法,基于 OpenPose 深度卷积网络自图像提取的人体姿态关键点获取人体倾斜姿态动态特征,使用基于线性核的支持向量机完成跌倒行为二分类,并以基于人体下降姿态动态特征的阈值判断排除混淆性较大的非跌倒行为,保证算法召回率.本方法在人体动作数据集上测试取得了 97.33% 的准确率与 94.80% 的精确率,与现有基于图像的跌倒识别方法相比具有更优的性能,常见的单目 RGB 摄像机的特性使得本方法在普及性上优于需要 Kinect 相机的现有跌倒识别方法.

关键词:跌倒识别;人体姿态动态特征;计算机视觉;单目 RGB 摄像机

中图分类号:X 910

文献标志码:A

Falling Behavior Recognition Method Based on Dynamic Characteristics of Human Body Posture

HAN Kun[†], HUANG Zefan

(School of Traffic & Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: Accidental fall seriously threatens the health and safety of the elderly. Accurately identify the behavior of human falls and giving timely alerts are effective means to reduce the damage of accidental fall-wound. In this paper, we present a new fall detection method. In our method, dynamic characteristics of human tilt posture are extracted from the key points of the human body based on OpenPose deep convolutional network, the dynamic characteristics are then used for Linear SVM to detect falls, a judgment based on human descending posture is made to exclude confusing human behavior and improve the recall rate. Our method has achieved 97.33% accuracy and 94.80% precision on the human motion dataset, which is better than the current image-based falling behavior recognition method. Being suitable for monocular RGB camera make our method superior in practicality to the existing falling behavior recognition methods that require Kinect cameras.

Key words: fall detection; posture and movement; computer vision; monocular RGB camera

* 收稿日期:2019-11-02

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目 (12JJ4050, 2016JJ4117), Natural Science Foundation of Hunan Province, China (12JJ4050, 2016JJ4117)

作者简介: 韩锐 (1977—), 女, 湖北随州人, 中南大学副教授, 博士

[†] 通讯联系人, E-mail: hkun@csu.edu.cn

意外跌倒是影响老年人健康和生活质量的重要因素^[1-3],扩大化的人口老年化趋势同时意味着将有更多老年人面临意外跌倒致病的威胁。迅速及时地对跌倒后的老人进行干预救护,可以有效降低跌倒事故对人体造成的伤害。文献[4]指出,跌倒事件发生后得到及时救助支援的老年人可以降低 80% 的死亡风险和 26% 的长期住院风险。由此可见,准确、迅速、及时地检测到人体跌倒事件至关重要,可以有力保障老年人生命安全,提高日常生活质量,降低潜在医疗成本。

当前提出的跌倒识别方案按其工作方式可分为基于可穿戴传感器,基于环境传感器及基于计算机视觉三大类。文献[5-7]是基于陀螺仪及加速度传感器判断跌倒事件,文献[8]则在此之上引入了磁力计,文献[9-10]等则引入了气压计。基于可穿戴传感器的方法均需要随身佩戴传感器,普遍存在影响活动、容易遗忘等缺陷。基于环境传感器的方案依赖于受众所处环境安装的传感器进行检测,文献[11]提出使用超声频率偏移判断跌倒,需要架设专用的外部传感器,设备架设费用较高,监控实施难度较大。基于计算机视觉的方法通过摄像头采集视频图像,无需人体穿戴,对正常人体活动没有影响。文献[12-14]以 Kinect 深度相机采集图像获取人体骨架进行跌倒判定,但深度相机体积较大且价格昂贵,不便于实际推广,文献[15-16]基于深度卷积神经网络进行跌倒识别,需要高质量、大规模的视频数据集及冗长耗时的训练调参以确保模型的泛化能力,真实人体跌倒动作视频难以大批量采集的特性限制了该方法的应用。

本文提出了基于人体姿态动态特征进行跌倒识别的新方法,相比于现有基于视觉的方法,具有如下特性:

1) 提出了基于人体倾斜姿态动态特征的跌倒行为判断方法,引入 OpenPose 以提取人体姿态关键点,不受人体穿着衣物等外部因素影响,鲁棒性较好,以线性 SVM 完成跌倒行为与日常人体动作的区分,实时性良好;

2) 联合人体下降姿态动态特征阈值判断确保了本方法具有较好的召回率,同时具有较高的跌倒事件识别准确率与精确率,具备良好的应用价值;

3) 实现了基于单目 RGB 摄像机的人体跌倒识别,无需借助 Kinect 等专业深度相机,可应用于家用监控摄像机,具备较高的性价比;

实验结果表明,本方法适用于日常环境的人体

跌倒识别,能够有效区分站立、行走、下蹲等典型日常活动行为,在跌倒识别的精确率、召回率等评价指标上获得了较好的性能,具有较高的可信度和实用性。

1 跌倒行为识别的思想及流程

本文提出一种以单目 RGB 摄像机采集图像信息,以人体骨骼关键点坐标表征人体姿态动态特征,以人体倾斜程度及下降程度作为跌倒判据的跌倒行为识别方法,其基本思想为:引入 OpenPose^[17-18]深度卷积神经网络,从单目 RGB 摄像机采集的视频图像中获取人体姿态关键点;利用人体姿态关键点获取人体主躯干相对于地面垂线的偏移角和腿部相对于地面垂线的偏移角,以此表征人体倾斜姿态动态特征,并通过支持向量机构建的分类器依据上述特征识别跌倒行为;为进一步提升算法性能,提出将基于人体下降姿态动态特征的阈值判断作为判别人体跌倒的补充条件,以减少误判,降低本文方法识别跌倒的召回率。算法流程图如图 1 所示。

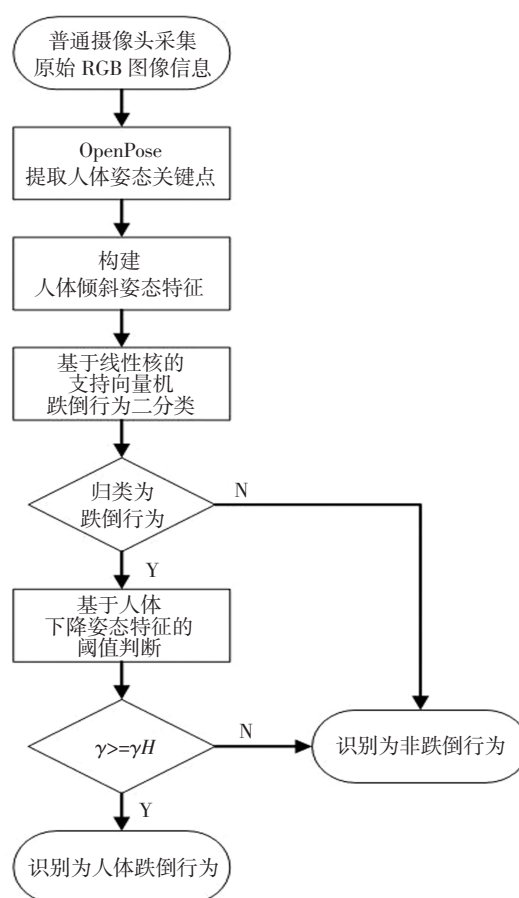


图 1 基于人体姿态动态特征的跌倒识别算法流程图

Fig.1 Flow chart of fall detection algorithm
based on human action posture

2 跌倒行为识别的具体实现

2.1 基于 OpenPose 深度卷积神经网络的人体姿态关键点获取

本文以单目 RGB 摄像头作为传感器采集图像信息, 基于采集视频图像分析人体姿态动态特征并检测跌倒行为. 为获取人体姿态动态特征, 本文基于 OpenPose 提取人体姿态关键点. OpenPose 人体姿态识别项目是美国卡耐基梅隆大学以 Caffe 为框架所开发的包含卷积神经网络及监督学习的开源库, 可以完成人体动作、面部表情、手指运动等姿态实时在线估计, 实现从二维图像中提取人体姿态关键点.

本文使用基于 BODY_25 模型的 OpenPose 神经网络, 自二维 RGB 图像中获得 25 个人体关键点及其在图像坐标系的对应坐标, 如图 2、图 3 所示:

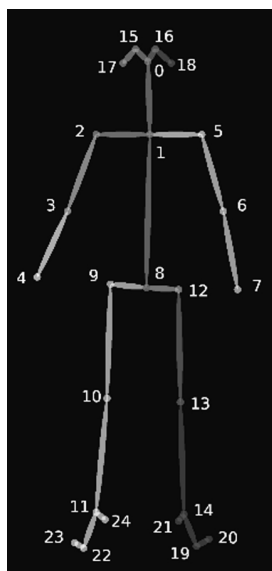


图 2 BODY_25 人体姿态关键点模型^[17]
Fig.2 BODY_25 posture key point model^[17]



图 3 在 RGB 图像上获取人体姿态关键点
Fig.3 Key points on RGB images

OpenPose 对于视频图像的像素值通道不敏感, 在 RGB 图像或黑白图像均有较好表现, 可适用于红外摄像头在弱光或无光环境获取的红外图像, 不需要额外的深度信息, 拓宽了本文跌倒识别方法的实际应用范围.

2.2 人体倾斜姿态动态特征表征

人体倾斜姿态动态特征是指人体跌倒过程中躯干与地面垂线偏移较大的持续性行为. 人体跌倒事件一般源于人体下肢不稳定, 在人体发生跌倒行为时人体相对于地面垂线的倾斜程度持续增大直至人体接触地面, 体现为人体主躯干及腿部与地面垂线存在较大偏移, 产生有别于稳定状态下的扰动, 对应的人体倾斜姿态动态特征可用于表征跌倒行为. 图 4 展现了典型的人体自座椅站立时发生跌落的视频序列帧, 图 5 展现了对应图 4 视频序列帧的使用 OpenPose 所提取部分姿态关键点拓扑结构的叠加可视化效果, 其主躯干及腿部具有明显的偏移特性.



图 4 典型的跌倒动作视频图像序列帧
Fig.4 Typical video frames of fall

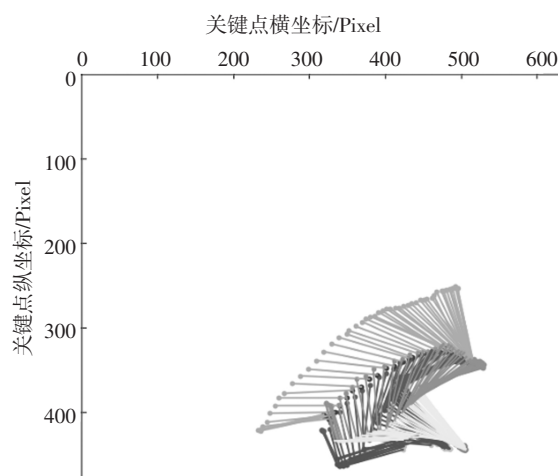


图 5 人体姿态关键点拓扑结构叠加图
Fig.5 Topological structure of key points of human action

基于 OpenPose 取得的人体骨骼在图像坐标系的关键点坐标, 可构建代表人体主躯干及腿部的向

量 $\overrightarrow{\text{spine_Vector}}$ 、 $\overrightarrow{\text{left_vector}}$ 及 $\overrightarrow{\text{Right_vector}}$, 如式(1)(2)(3)所示.

$$\overrightarrow{\text{spine_Vector}} = \begin{bmatrix} X_1 - X_8 \\ Y_1 - Y_8 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\overrightarrow{\text{left_vector}} = \begin{bmatrix} X_{10} - X_{11} \\ Y_{10} - Y_{11} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\overrightarrow{\text{Right_vector}} = \begin{bmatrix} X_{13} - X_{14} \\ Y_{13} - Y_{14} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: X_i 为第*i*处人体关键点的横坐标, Y_i 为第*i*处人体关键点的纵坐标.以图像坐标系的垂向向量表征世界坐标系与地面垂直的垂线 $\overrightarrow{\text{Gravity_vector}}$,将 $\overrightarrow{\text{Gravity_vector}}$ 人体主躯干相对于地面垂线的偏移角,角度值可以描述人体倾斜姿态动态特征的倾斜程度,如图6所示.

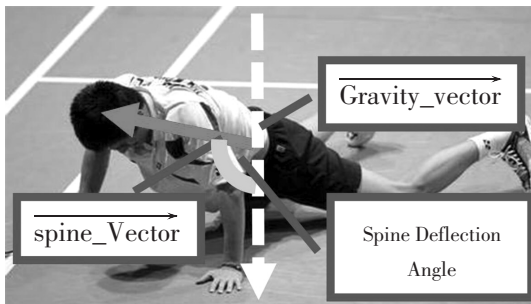


图6 人体主躯干偏移角示意图

Fig.6 Schematic diagram of human spine deflection angle

人体主躯干偏移角计算如下式:

$$\begin{aligned} \cos(\text{Spine Deflection Angle}) &= \cos(\overrightarrow{\text{spine_Vector}}, \overrightarrow{\text{Gravity_vector}}) \\ &= \frac{\overrightarrow{\text{spine_Vector}} \cdot \overrightarrow{\text{Gravity_vector}}}{|\overrightarrow{\text{spine_Vector}}| \times |\overrightarrow{\text{Gravity_vector}}|} \end{aligned} \quad (4)$$

Spine Deflection Angle

$$= \arccos\left(\frac{\overrightarrow{\text{spine_Vector}} \cdot \overrightarrow{\text{Gravity_vector}}}{|\overrightarrow{\text{spine_Vector}}| \times |\overrightarrow{\text{Gravity_vector}}|}\right) \quad (5)$$

同理,可以获得人体腿部相对于地面垂线的偏移角.人体主躯干与腿部偏移角随视频图像序列帧的数值波动反映了人体与地面垂线的倾斜程度变化状况,可以作为人体倾斜姿态动态特征以检测人体跌倒行为.

人体主躯干与腿部偏移角是人体倾斜姿态动态特征在二维图像的映射,反映人体平衡状态.人体处于如站立、行走等典型平衡状态时,人体倾斜姿态动态特征没有表现出跌倒倾向,此时对应偏移角数值较小且较为稳定;当人体发生跌倒时,稳定性平衡状

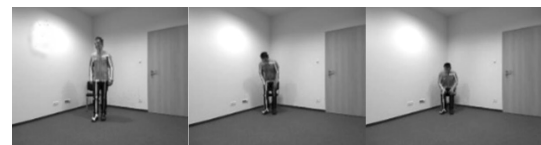
态被打破,此时偏移角会出现剧烈波动并伴随较大数值.在人体动作视频数据库 UR Fall Detection Dataset^[19]分割典型人体动作视频抽取 RGB 图像展开测试,跌倒、行走及坐下等典型动作试验结果如图7所示,图中(a)、(b)、(c)为人体跌倒、行走、坐下动作关键帧;(a')、(b')、(c')为人体跌倒、行走、坐下动作对应偏移角随视频帧变化情况.



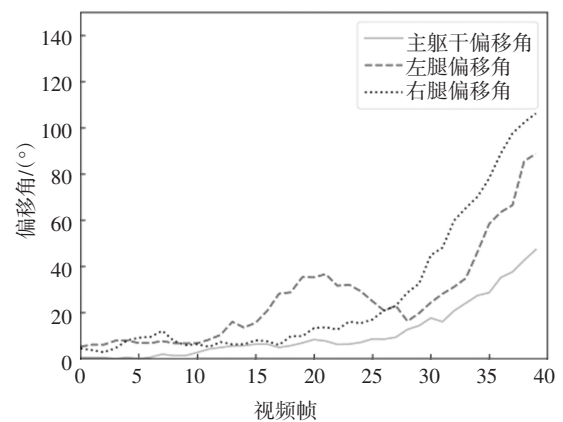
(a)



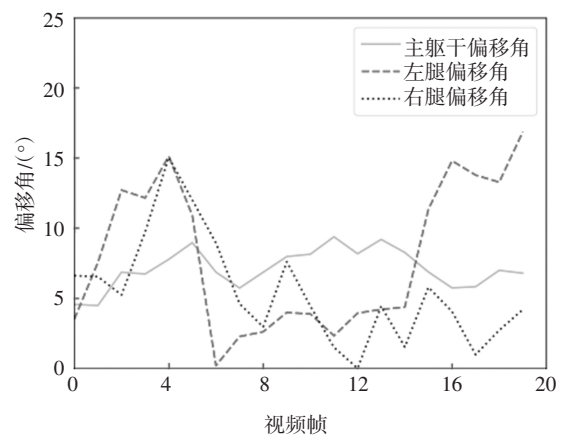
(b)



(c)



(a')



(b')

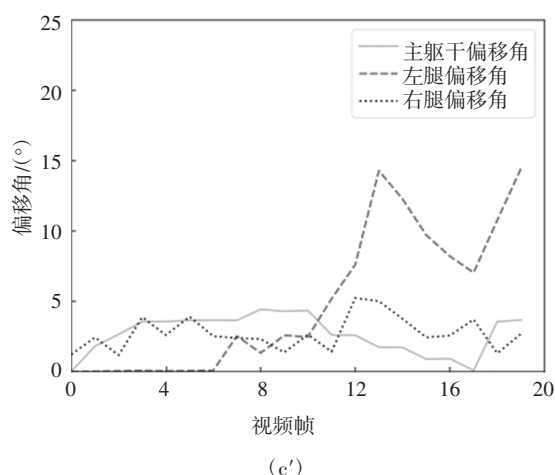


图 7 人体倾斜姿态动态特征测试结果

Fig.7 Test results of human body tilting motion posture feature

从实验测试结果可观察到, 人体处于行走状态或站立等稳定状态时, 主躯干及腿部偏移角数值相对较小, 且相邻帧对应偏移角变化较小; 人体处于不平衡的跌倒状态时, 主躯干及腿部偏移角数值明显增大且伴随较大波动, 与稳定状态存在较大差异, 以人体主躯干与腿部偏移角数值作为人体倾斜姿态动态特征, 可以对跌倒行为与站立、行走等非跌倒行为进行区分。

2.3 基于人体倾斜姿态特征的跌倒行为识别

依据人体倾斜姿态动态特征识别跌倒行为需要选择合适的分类器。支持向量机^[20]是基于统计学习理论及结构风险最小化原则建立的监督式机器学习模型, 最初针对二分类问题而提出, 在小样本模式识别中具有优势。在跌倒识别任务中, 跌倒与非跌倒的关键序列帧样本相对较少, 且该任务要求能够及时迅速地发现跌倒动作, 分类速度要求较高, 相对于需要大样本的 CNN 等深度卷积神经网络方法, SVM 是较为适用的。

基于现有的公开跌倒视频库^[19]抽选动作帧形成包含 255 帧关键图像的数据集, 数据集对应的人体倾斜姿态特征可构成包含人体主躯干与腿部偏移角的特征向量, 其属性空间分析如图 8 所示, 跌倒行为样本以红色散点表示, 站立、坐下等非跌倒行为以绿色散点表示, 以高斯核密度估计拟合特征向量各属性值在跌倒行为及非跌倒行为的概率密度分布状况。从图中可见, 特征向量的属性空间重叠不显著, 线性可分性质明显, 适宜使用线性核 SVM 进行跌倒识别二分类工作。

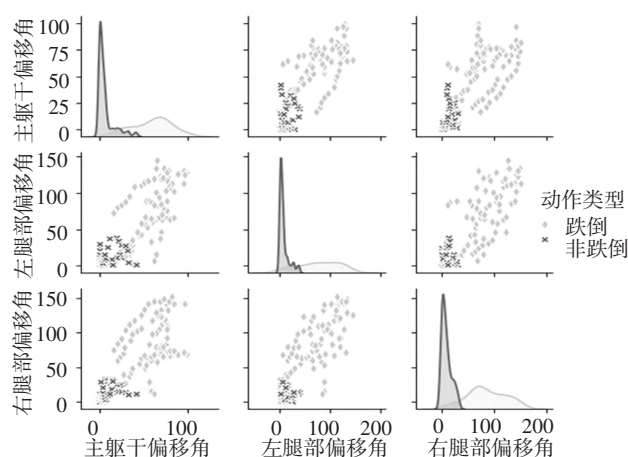


图 8 人体倾斜姿态特征向量多属性关系图(单位:°)

Fig.8 Multi-attribute relationship graph of feature vectors(unit:°)

线性核支持向量机的模型公式如式(6)(7)所示:

$$\max \gamma = \frac{\gamma(w^T x + b)}{\|w\|_2} \quad (6)$$

$$\text{s.t. } y_i(w^T x + b) = \gamma^{(i)} \geq \gamma' (i = 1, 2, \dots, m) \quad (7)$$

一般取函数间隔 $\gamma' = 1$, 引入松弛变量 δ_i , 则模型公式等价于式(8)(9):

$$\min \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \sum_{i=1}^m \delta_i \quad (8)$$

$$\text{s.t. } y_i(w^T x + b) \geq 1 (i = 1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

式中: x 为包含主躯干、左右腿部偏移角的三维特征向量, y 为样本类别即跌倒行为与非跌倒行为, $C > 0$ 为惩罚参数, w 及 b 为所得分类超平面权重向量与偏置值; i 表示含有 m 个样本的数据集中的第 i 个样本。

以 6:4 比例从数据集中随机抽取形成训练集与测试集, 硬件配置为 Dell G33579, Intel i5-8300H 处理器。基于 Python 的 sklearn.Svm 工具包对采集的数据集进行训练。多次训练结果表明惩罚参数 C 取值在 0.5~1.5 即可获得较好且相近的分类精确率, 取 $C = 1.0$ 时训练及测试结果如图 9、图 10 所示。

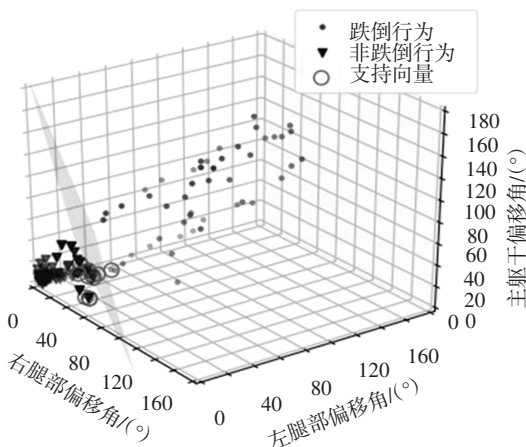


图 9 训练样本集二分类效果

Fig.9 Classification effect of training sample set

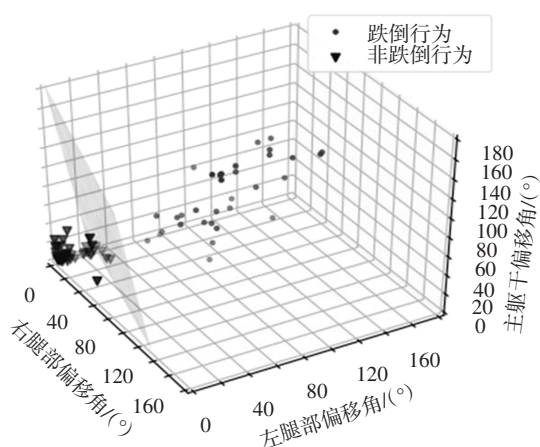


图 10 测试样本集二分类效果

Fig.10 Classification effect of testing sample set

图 9 为训练样本集二分类结果,图 10 为测试样本集二分类结果,图中星星标记代表非跌倒行为,圆形标记代表跌倒行为,灰色平面为训练所得的分类平面,图 9 中的空心圆圈代表训练所得的支持向量。由图可见,非跌倒行为特征点较为集中,而跌倒行为特征点则较为发散,线性可分性质明显,使用线性核可以较好地进行二分类工作,平均每帧耗时小于 0.6 ms。支持向量机在训练集及测试集的分类结果如表 1、表 2 所示,精确率、召回率及 F1 分数定义见第三节。

表 1 训练样本集分类结果

Tab.1 Classification result of training sample set

| | 精确率 | 召回率 | F1 分数 | 样本个数 |
|----------|------|------|-------|------|
| 0(非跌倒行为) | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 85 |
| 1(跌倒行为) | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 68 |

表 2 测试样本集分类结果

Tab.2 Classification result of testing sample set

| | 精确率 | 召回率 | F1 分数 | 样本个数 |
|----------|------|------|-------|------|
| 0(非跌倒行为) | 0.93 | 0.98 | 0.95 | 51 |
| 1(跌倒行为) | 0.98 | 0.92 | 0.95 | 51 |

由分类结果可见,基于人体倾斜姿态动态特征的支持向量机二分类可以实现较好的跌倒识别效果,将跌倒行为与日常活动行为进行区分,精确率相比同属基于视觉的文献[21]有所提高,但仍存在将少数非跌倒行为错误归类为跌倒行为的情形,致使召回率下降。为减少此类误判,以基于人体下降姿态动态特征的阈值判断作为跌倒检测的补充。

2.4 基于人体下降姿态动态特征的阈值判断

为降低检测人体跌倒的误检率,以基于人体下降姿态动态特征的阈值判断作为跌倒识别算法的补充条件。在支持向量机将人体行为分类为跌倒后,若人体质心下降程度超过阈值则将其判定为跌倒行为,否则仍视为非跌倒行为。通过阈值判断,可以将与跌倒行为类似、混淆性较大的日常活动行为从支持向量机二分类结果中排除,以保证算法准确率与召回率。

人体下降姿态动态特征指人体跌倒过程中主躯干垂向倾倒的持续性行为,跌倒期间人体质心迅速降低。文献[22]指出,人体骨盆部位可视作稳定性质心,多数基于佩戴传感器的人体跌倒检测方案都将骨盆作为传感器佩戴部位。基于此,本文将 OpenPose 提取的对应于骨盆区域人体关键点 8 视作人体稳定性质心所在位置,以 γ 值作为人体下降姿态动态特征,如式(10)所示。

$$\gamma = \frac{Y_{8_{\text{start}}} - Y_{8_{\text{end}}}}{H} \quad (10)$$

式中: H 为躯体垂向长度,以人体头部区域与骨盆区域关键点坐标的 Y 方向差值得出,如式(11)所示。

$$H = \|Y_1 - Y_8\|_2 \quad (11)$$

式中: $Y_{8_{\text{start}}}$ 与 $Y_{8_{\text{end}}}$ 为相距 ε 帧的骨盆区域人体关键点 8 的垂向坐标值。 γ 值表征了人体跌倒事件发生后的瞬态变化情况,描述状态变化时刻人体稳定性质心的垂向下降程度,具备方向性。 γ 值较高代表着人体具有较大的垂向下降速度,相应的跌倒概率则较高。当 γ 值达到设定阈值 γH 后,可认为人体发生跌倒行为。

阈值 γH 受 ε 取值与相机拍摄帧率影响,在相机帧率为 30 fps 的数据集中选取 5 组人体身高不等的连续视频帧跌倒动作测试期间稳定性质心下落变化情况,如图 11 所示。

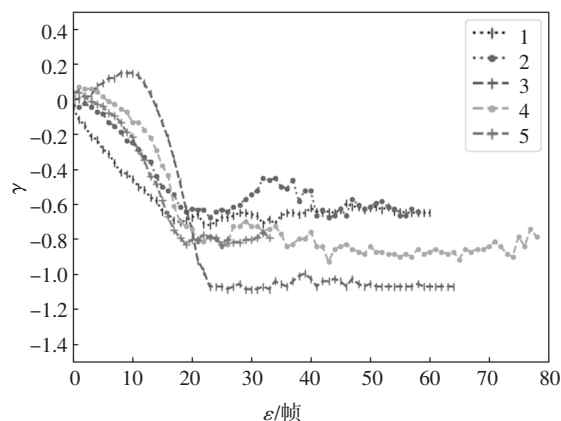
图 11 γ - ε 关系图Fig.11 Relationship diagram of γ - ε

图 11 中横坐标为 ε 值,即自支持向量机归类为跌倒动作开始记录的持续帧数;纵坐标为 γ 值,表征人体稳定性质心垂向变化情况.从测试中可以观察到, γ 值最初大致保持持续下降趋势,与人体跌倒初期身体保持一致的下降方向相符; ε 值处于 18 帧到 23 帧时, γ 值达到初始下降峰值,其后小幅波动振荡,与人体跌倒触底后身体抗拒性起伏动作相关联.为使得 γ 值对跌倒行为具有较好的敏感性与区分度,在测试集相机拍摄帧率条件下,取 ε 值为 20, γH 阈值为 0.6 是较为适宜的,当 γ 值大于 γH 阈值即判定人体发生跌倒.

3 算法测试与结果分析

本文基于人体动作相关视频数据集^[19,23-24]抽取 75 个跌倒动作与站立、行走、下蹲等 150 个日常活动动作,形成数据集对跌倒识别方法进行测试.文献[4]指出,现阶段没有评估跌倒识别效果的标准,也难以基于通用程序执行效果测试.基于此,本文参考图像检测相关评价指标,通过精确率、准确率及召回率评价测试效果.

将数据集中对应跌倒行为作为正例,站立、走路等日常生活行为作为反例,以 TP(True Positive) 标记真正,即检测为跌倒的正样本个数;TN(True Negative) 标记真负,即检测为非跌倒的负样本个数;FP(False Positive) 标记假正,即检测为跌倒的负样本个数;FN(False Negative) 标记假负,即检测为非跌倒的正样本个数,则准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)及 F1 分数(F1 score)可以表示为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (12)$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (13)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (14)$$

$$\text{F}_1 \text{ score} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (15)$$

数据集测试结果如表 3、图 12 所示.

测试结果表明,本文提出的基于人体姿态动态特征的跌倒识别方法获得了 97.33% 的准确率与 94.80% 的精确率,说明本方法对于跌倒行为具有较高敏感性,可以有效区分跌倒与非跌倒行为,能够有效地识别人体跌倒事件;召回率与 F1 分数分别为 97.33% 与 96.05%,说明基于人体下降姿态动态特征的阈值判断有效降低了非跌倒行为误检情况.

表 3 跌倒识别算法测试结果

Tab.3 Testing result of fall detection algorithm

| 动作类型 | 样本个数 | 检测为跌倒行为个数 |
|------|------|-----------|
| 跌倒 | 75 | 73 |
| 行走 | 50 | 0 |
| 站立 | 50 | 0 |
| 下蹲 | 20 | 1 |
| 坐下 | 20 | 1 |
| 卧躺 | 10 | 2 |

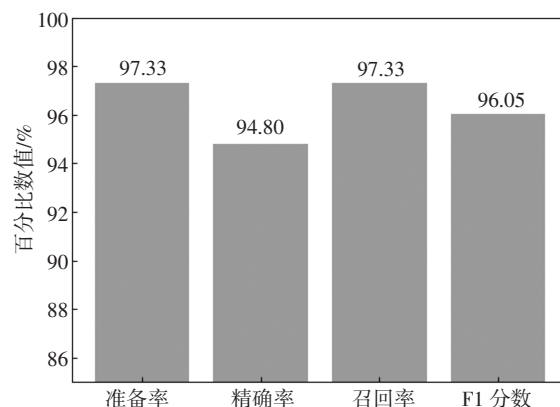


图 12 跌倒识别评价指标测试结果

Fig.12 Testing result of fall recognition

表 4 展现了本文方法与其他方法的性能对比,本方法优于使用深度卷积网络等大部分基于深度相机或单目 RGB 相机的现有方法,仅次于联合 Kinect 深度相机与可佩戴式陀螺仪传感器的方法^[19],而该方法需要使用额外的传感器以实现性能提升,成本较高,存在可佩戴式传感器共有的影响活动、容易遗忘等缺陷,不利于长期日常使用.本文方法仅使用单目 RGB 摄像头已获得较好的跌倒识别准确率,同时能确保较好的召回率与 F1 分数,具有较为理想的识别效果,可以用于日常居家老人的意外跌倒事件检测,就性能指标与设备易用综合考虑,具备优越性.

表 4 本文方法与其他方法的性能对比

Tab.4 Performance comparison of methods

| 识别方法 | 传感器类型 | 准确率/% | 精确率/% | 召回率/% |
|-------------------------------|----------|-------|-------|-------|
| 深度特征 ^[13] | 深度相机 | 95 | 未知 | 96 |
| SVM-depth+acc ^[19] | 深度相机+陀螺仪 | 98.33 | 96.77 | 100 |
| 语义分割+CNN ^[15] | 单目 RGB | 95.73 | 91.32 | 97.02 |
| CNN+LSTM ^[16] | 单目 RGB | 94.44 | 未知 | 未知 |
| 本文方法 | 单目 RGB | 97.33 | 94.80 | 97.33 |

4 结 论

本文提出了基于人体姿态动态特征的跌倒识别方法,结合基于人体倾斜姿态动态特征的跌倒行为二分类与基于人体下降姿态动态特征的阈值判断进行跌倒判定,获得了 97.33% 的准确率与 94.80% 的精确率,同时具有 97.33% 的召回率与 96.05% 的 F1 分数. 本方法通过采集图像视频进行跌倒识别,相比于基于可穿戴传感器与环境传感器的方法在便捷性上具备优势;使用常见的单目 RGB 摄像头作为传感器,相比于使用 Kinect 深度相机等方法具有更好的适用性,可应用于现有的居家单目 RGB 摄像头对老人跌倒事件进行及时检测与报警,可为保障老年人跌倒后及时救治、提高生活质量提供一种简便高效的解决方案.

参考文献

- [1] DAVIS J C, ROBERTSON M C, ASHE M C, *et al.* International comparison of cost of falls in older adults living in the community: a systematic review [J]. *Osteoporosis International*, 2010, 21 (8): 1295—1306.
- [2] STEL V S, SMIT J H, PLUIJM S M F, *et al.* Consequences of falling in older men and women and risk factors for health service use and functional decline [J]. *Age and Ageing*, 2004, 33 (1): 58—65.
- [3] ALEX J, KUMAR D, BAGAVANDAS M. A review of epidemiology of fall among elderly in india. [J]. *Indian Journal of Community Medicine*: 2019, 44 (2): 166—168.
- [4] NOURY N, RUMEAU P, BOURKE A K, *et al.* A proposal for the classification and evaluation of fall detectors [J]. *IRBM*, 2008, 29 (6): 340—349.
- [5] WANG F T, CHAN H L, HUANG M H, *et al.* Threshold-based fall detection using a hybrid of tri-axial accelerometer and gyroscope [J]. *Physiological Measurement*, 2018, 39 (10): 105002.
- [6] TSINGANOS P, SKODRAS A. On the comparison of wearable sensor data fusion to a single sensor machine learning technique in fall detection [J]. *Sensors*, 2018, 18 (2): 592.
- [7] LEONE A, RESCIO G, CAROPPO A, *et al.* A Wearable EMG-based system pre-fall detector [J]. *Procedia Engineering*, 2015, 120: 455—458.
- [8] ÖZDEMİR A T. An analysis on sensor locations of the human body for wearable fall detection devices: principles and practice [J]. *Sensors*, 2016, 16 (8): 1161.
- [9] 黄衍标, 陈华珍, 黄键鹏, 等. 基于腕部可穿戴设备的跌倒监护系统设计与实现 [J]. *计算机测量与控制*, 2019, 27 (1): 108—112.
HUANG Y B, CHEN H Z, HUANG J P, *et al.* Design and implementation of a fall monitoring system based on wrist wearable devices [J]. *Computer Measurement & Control*, 2019, 27 (1): 108—112. (In Chinese)
- [10] PUTRA I P E S, BRUSEY J, GAURA E, *et al.* An event-triggered machine learning approach for accelerometer-based fall detection [J]. *Sensors*, 2017, 18 (2): 20.
- [11] 张大钧, 兰恒荣, 吴幼龙. 基于超声多普勒效应的浴室跌倒检测 [J]. *上海师范大学学报(自然科学版)*, 2018, 47 (2): 225—229.
ZHANG D J, LAN H R, WU Y L. Bathroom fall detection based on ultrasonic Doppler effect [J]. *Journal of Shanghai Normal University (Natural Sciences)*, 2018, 47 (2): 225—229. (In Chinese)
- [12] MA C, SHIMADA A, UCHIYAMA H, *et al.* Fall detection using optical level anonymous image sensing system [J]. *Optics and Laser Technology*, 2019, 110: 44—61.
- [13] 瞿畅, 孙杰, 王君泽, 等. 基于 Kinect 体感传感器的老年人跌倒自动检测 [J]. *传感技术学报*, 2016, 29 (3): 378—383.
QU C, SUN J, WANG J Z, *et al.* Automatic fall detection for the elderly using kinect sensor [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29 (3): 378—383. (In Chinese)
- [14] 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.
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. (In Chinese)
- [15] 赵斌, 鲍天龙, 朱明. 基于图像语义分割和 CNN 模型的老人跌倒检测 [J]. *计算机系统应用*, 2017, 26 (10): 213—218.
ZHAO B, BAO T L, ZHU M. Elderly falling detection based on image semantic segmentation and CNN model [J]. *Computer Systems & Applications*, 2017, 26 (10): 213—218. (In Chinese)
- [16] 库向阳, 苏学威. 基于 CNN 和 LSTM 混合模型的人体跌倒行为研究 [J]. *计算机应用研究*, 2019, 36 (12): 3857—3859.
SHE X Y, SU X W. Research on human fall behavior using CNN and LSTM-based hybrid model [J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36 (12): 3857—3859. (In Chinese)
- [17] CAO Z, SIMON T, WEI S E, *et al.* Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21—26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 1302—1310.
- [18] SIMON T, JOO H, MATTHEWS I, *et al.* Hand keypoint detection in single images using multiview bootstrapping [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21—26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 4645—4653.
- [19] KWOLEK B, KEPISKI M. Human fall detection on embedded platform using depth maps and wireless accelerometer [J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2014, 117 (3): 489—501.
- [20] CRISTIANINI N, SHAW-S-TAYLO J. 支持向量机导论 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
CRISTIANINI N, SHAW-S-TAYLO J. An Introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods [M]. Publishing House of Electronics Industry, 2004. (In Chinese)
- [21] 王君泽, 朱小龙, 瞿畅. 基于 Kinect 骨架追踪的人体摔倒自动检测 [J]. *上海交通大学学报(自然科学版)*, 2015, 49 (9): 1359—1365.
WANG J Z, ZHU X L, QU C. Automatic fall detection using human skeleton tracking algorithm based on kinect sensor [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Natural Science Edition)*, 2015, 49 (9): 1359—1365. (In Chinese)
- [22] KANGAS M, KONTTILA A, LINDGREN P, *et al.* Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers [J]. *Gait & Posture*, 2008, 28 (2): 285—291.
- [23] GORELICK L, BLANK M, SHECHTMAN E, *et al.* Actions as space-time shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29 (12): 2247—2253.
- [24] XIA L, CHEN C C, AGGARWAL J K. View invariant human action recognition using histograms of 3D joints [C]//2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 20—27.