

文章编号: 2095-2163(2020)11-0027-05

中图分类号: TM921

文献标志码: A

基于多特征融合的摔倒检测方法

梁远腾, 李捍东

(贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 为了及时、准确地检测出室内独居老人是否发生摔倒, 本文设计了一种自动摔倒检测系统。首先使用背景减法来分割运动目标, 使用混合高斯模型算法对背景进行更新, 用人体宽高比、人体有效面积比、人体质心到底边距离、中心变化率、高度变化率等5个特征参数, 分别设定阈值, 比较各特征参数与阈值的大小关系, 判断是否有摔倒事件发生。该方法能较准确地判断运动目标是真摔还是假摔。实验结果表明, 该方法易于实现, 所包含的人体运动状态特征多, 能有效降低误判率。

关键词: 目标检测; 摔倒识别; 特征提取; 多特征融合

Fall detection method based on multi-feature fusion

LIANG Yuanteng, LI Handong

(College of electrical engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] In order to timely and accurately detect whether the elderly living alone indoors fell, an automatic fall detection system was designed. First use the background subtraction method to segment the moving target, use the Gaussian mixture model algorithm to update the background, and then use the human body aspect ratio, the effective area ratio of the human body, the distance from the center of the body to the bottom, the center change rate, and the height change rate, and set thresholds respectively, compare the relationship between each characteristic parameter and the threshold to determine whether there is a fall event. This method can more accurately determine whether the sports target is a true fall or a fake fall. The experimental results show that the method is easy to implement, contains many characteristics of human motion state, and effectively reduces the rate of misjudgment.

[Key words] target detection; fall recognition; feature extraction; multi-feature fusion

0 引言

根据中国人口与发展研究所中心预测, 2020-2035年中国老年人口规模快速攀升, 高龄化进程提速。截止2018年, 中国65岁及以上老年人口规模为1.67亿, 占比为11.9%。2020-2035年, 老年人口占比将增加约11个百分点, 并将迎来两次老年人口增长高峰。2035年老年人口约达3.26亿, 占比为22.8%^[1]。随着中国老龄化社会的到来, 独居老人越来越多, 当老人发生跌倒, 不能及时告知家人或其他人员, 则将造成严重后果。目前, 对摔倒事件进行检测的方法主要分为以下3种^[2]: 一是基于穿戴式传感器的检测。陈玮等人^[3]通过传感器收集加速度和角速度的信息, 使用支持向量机识别分类, 再进行摔倒事件的检测。二是基于场景装置的检测。Alwan等人^[4]通过分析地面震动传感器的信息, 判断人体是否发生摔倒。第三种是基于视频的摔倒检测。Vaidehi等人^[5]设计了一种自动摔倒检测系统, 依次使用人体宽高比和倾斜角度来判断人体是否摔倒, 该算法设计原理简单, 实现起来较为容

易, 但误判率较高。

通过以上分析, 本文设计了一种自动摔倒检测系统, 该系统含有较多的人体运动状态特征, 能有效降低摔倒识别的误判率。

1 运动目标提取

提取运动目标, 在摔倒检测系统中是极为重要的环节, 对后续的系统检测有着很大影响。目前, 帧差法、光流法、背景减法广泛运用于人体目标检测中。相邻两帧之间的时间间隔是帧差法的主要缺点, 在算法的设计过程中, 由于难以找到恰当的时间间隔, 将导致系统错检或者漏检, 得不到完整的运动目标前景。光流法的计算较为复杂, 且运算量巨大, 不能满足系统的实时性要求。算法设计原理简单是背景减法的一大优势, 但缺点是易受到光照条件等外界因素的影响。由于本文建立的摔倒检测系统, 应用场景针对室内, 摄像头是固定的, 因此采用背景减法来提取运动目标。针对窗帘摆动、光线变化等影响, 对于背景的实时更新, 本文采用混合高斯模型算法, 当背景发生变化时, 能有效提高识别检

作者简介: 梁远腾(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机控制技术、图像处理; 李捍东(1966-), 男, 硕士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 计算机控制技术。

通讯作者: 李捍东 Email: acgut@163.com

收稿日期: 2020-09-25

测的准确性。

1.1 背景模型建立

混合高斯模型是用高斯概率密度函数精确地量化学物,即将事物分解为若干个基于高斯概率密度函数形成的模型。其原理是在每一帧图像中的每个像素点,通过 K 个高斯模型表征每个像素点。使用 K 个高斯模型进行加权平均,来表征图像中的信息。其中,背景模型的更新对能否实时检测到背景的变化起着极为重要的作用^[6]。

假设图像中像素点的像数值为 X , 则概率密度函数可表示为:

$$p(X) = \sum_{i=1}^K \omega h(X, \mu, \Sigma). \quad (1)$$

其中,

$$\sum_{i=1}^K \omega h(X, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu)},$$

表示在 t 时刻第 i 个高斯模型的分布。 Σ 和 μ 分别表示高斯分布的方差及均值,其中 $\Sigma = \delta^2 I$; n 表示 X 的维数, δ^2 为方差, I 为三维单位矩阵, ω 为权重系数,且 $\sum_{i=1}^K \omega_{i,t} = 1$ 。

假设偏差门限等于 2.5, 当 $|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\delta_i$, 判定该像素值与高斯分布相匹配。

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha(M_{i,t}), \quad (2)$$

$$\mu_{i,t} = (1 - \rho)\mu_{i,t-1} + \rho X_{i,t}, \quad (3)$$

$$\delta^2_{i,t} = (1 - \rho)\delta^2_{i,t-1} + 2\rho(X_{i,t} - \mu_{i,t}), \quad (4)$$

$$\rho = \alpha h(X_t, \mu, \Sigma). \quad (5)$$

式中, α 表示混合高斯模型学习率 ($0 \leq \alpha \leq 1$), α 的大小对背景模型的更新速度起着关键性作用; ρ 表征各个参数的更新速度; 模式匹配与否由 $M_{i,t}$ 值来控制, 当 $M_{i,t} = 1$, 模式匹配, $M_{i,t} = 0$, 模式不匹配。当背景模型更新后, 算法会按优先级 $\lambda_{i,t}$ 对这 K 个高斯模型进行排序。选择前 B 个高斯分布生成背景, $B = \operatorname{argmin}(\sum_{k=1}^B \omega_{k,t} > T)$, T 表示控制背景分布的数量, 是一个阈值, 需要人为进行设定。当新一帧序列图像输入模型中, B 个高斯分布将会和图像的所有像素点进行匹配, 当匹配成功, 则该像素点为背景点, 匹配失败, 该像素点为前景点。

1.2 高斯滤波和形态学处理

高斯滤波是一种线性平滑滤波, 适用于消除高斯噪声, 广泛用于图像处理的减噪过程。其原理是

针对图像中的每一个点像素值与高斯内核进行卷积计算, 并将计算结果相加, 输出到目标图像中。

在形态学处理中, 膨胀和腐蚀是最基本的两种算子。膨胀的作用是给图像中的对象边缘添加像素, 而腐蚀的作用是删除对象边缘某些像素。先腐蚀后膨胀, 可以消除小物体, 在纤细点处分离物体, 平滑较大物体边界; 先膨胀后腐蚀, 则可以填充物体内细小空洞, 连接临近物体, 平滑其边界。

2 改进的摔倒检测算法

2.1 人体特征值选取与分析

选取合适的运动人体特征值, 对判断运动目标是否发生摔倒也起到非常重要的作用, 本文选取高度变化率等五个人体特征值, 表示方法如下:

(1) 人体宽高比。人体宽高比表示为: 最小外接矩形框所对应的宽高比值。人体正常行走或站立时, 人体宽高比远小于 1; 人体摔倒或蹲下时, 人体宽高比远大于 1。

(2) 人体有效面积比。最小外接矩形框图像, 经过二值化处理后, 人体有效面积等于像素值为 1 的像素个数, 矩形框总面积是像素值为 1 和 0 的像素总和。人体有效面积比为: 人体有效面积和矩形框总面积的比值。当老人做压腿等运动时, 最小外接矩形框随着肢体的伸展变大, 有效面积比比正常摔倒时的值小。

(3) 人体质心到底边距离。定义人体质心为人体最小外接矩形两条对角线的交点, 即质心为点 O , 坐标为 (x_0, y_0) 。接矩形底边两端点坐标记为: $a(x_1, y_1), b(x_2, y_2)$ 。 $A = y_1 - y_2, B = x_1 - x_2, C = x_1 y_2 - y_1 x_2$, 质心 O 到底边 ab 距离记为 h , 则 h 可表示为:

$$h = \frac{|Ax_0 + By_0 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}}. \quad (6)$$

当发生摔倒事件时, 人体质心到底边距离明显变小。

(4) 中心变化率。当发生摔倒事件时, 人体的中心会在上下、左右位置发生变化。设相邻两帧图像的中心点分别为 $O_1 = (x_0, y_0), O_2 = (x_1, y_1)$, Δt 是相邻两帧图像之间的时间间隔, 则 x, y 轴中心变化率可表示为:

$$x\text{centerrate} = \frac{|x_0 - x_1|}{\Delta t}, \quad y\text{centerrate} = \frac{y_0 - y_1}{\Delta t}. \quad (7)$$

由上述公式可知, y 轴方向的中心变化率有正有负, 而 x 轴方向中心变化率一直大于零。当人体

发生摔倒时,人体的中心位置在 y 轴方向变化很大,而在 x 轴方向变化很小。

(5) 高度变化率。人体高度变化率用 $heightrate$ 表示,计算方法如下:

$$heightrate = \frac{height}{heightaver}. \quad (8)$$

其中,人体的实时高度用 $height$ 来表示,人体的平均高度用 $heightaver$ 来表示,平均高度表示方法如下所示:

$$heightaver = \frac{height_1 + height_2 + \dots + height_n}{n}. \quad (9)$$

本文使用不断更新的方式来计算人体高度变化率,使得计算结果更加准确,具有很强的适应性。

2.2 算法实现

本文所使用的算法包含人体宽高比等 5 个特征参数,来判断人体是否摔倒。经过多次试验及查阅相关文献,设定各特征参数的阈值。算法流程如图 1 所示。

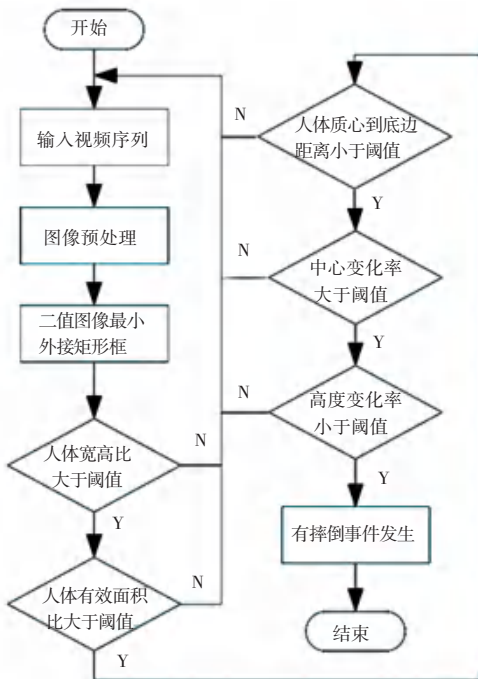


图 1 摔倒检测算法流程图

Fig. 1 Flow chart of fall detection algorithm

由图 1 可知,摔倒检测系统识别到运动人体目标后,当这些特征得以满足时,就可以定义为是摔倒事件。

3 实验结果及分析

摔倒检测算法在一台使用 NVIDIA GeForce GT1030 显卡加速、8GB 内存, Intel (R) Core (TM) i5-5200 CPU @ 2.20GHz 2.20 GHz 上运行。编程软件有 PyCharm、Python3.8、OpenCV4.2.0。

3.1 运动目标提取

获取前景运动目标后,对图像进行高斯滤波和形态学处理,目标检测结果如图 2 所示。

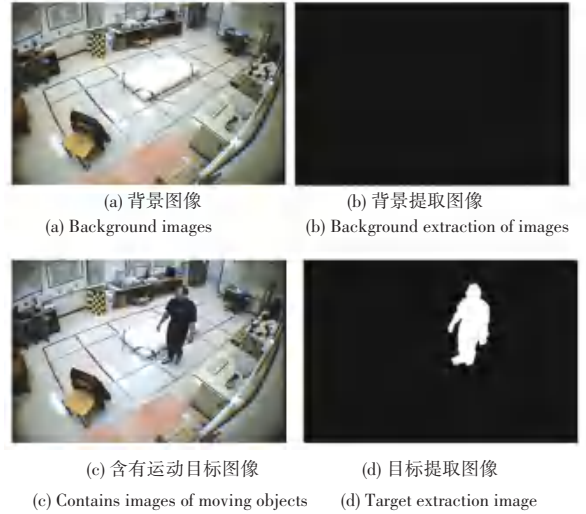


图 2 运动目标提取

Fig. 2 Moving target extraction

由图 2 可知,当视频中没有出现运动目标时,经过算法提取后的背景图像全为黑色;当出现运动目标时,经过算法提取后得到目标图像。

3.2 摔倒判别及分析

本文方法针对独居老人在室内发生摔倒事件进行检测并判别是否摔倒。图 3 是 $T1$ (人体宽高比)、 $T2$ (人体有效面积比)、 $T3$ (人体质心到底边距离)、 $T4_{xy}$ (x 、 y 轴中心变化率)、 $T5$ (高度变化率)的特征参数拟合曲线。其中横轴 x 表示视频帧数,纵轴表示各特征参数大小。根据各摔倒特征值的特性及多次试验, $T1$ 阈值设为 1.18, $T2$ 阈值设为 0.5, $T3$ 阈值设为 0.85, y 轴中心变化率阈值设为 1.3, $T5$ 阈值设置为 0.85。

由图 3 可以看出,人体在摔倒前后各特征参数都会发生明显的变化。其中,图 3(a) 摔倒曲线从第 113 帧开始宽高比有明显上升趋势,且人体宽高比大于设定阈值,可判断有摔倒事件发生;而直立行走曲线的宽高比在图中没有明显的变化。图 3(b) 摔倒曲线从第 113 帧开始人体有效面积比大于设定阈值 0.5,结合宽高比,判断有摔倒事件发生;在 113 帧之前也存在有效面积比大于 0.5,结合宽高比可判断为假摔。图 3(c) 摔倒曲线在第 113 帧左右,人体质心到底边距离迅速变小,且小于设定阈值,判断有摔倒事件发生。图 3(d) 是发生摔倒时人体中心变化率在 x 轴和 y 轴方向曲线图,在图中 113 帧左右 y 轴方向的中心变化率开始发生急剧变化, x 轴方向的中心变化率也随着 y 轴方向的中心变化率而变化,

结合 $T1$ 、 $T2$ 、 $T3$ 值判断在 113 帧左右发生了摔倒事件。在图 3(e) 中,人直立行走时, $T5$ 的值比较接近 1; 当有摔倒情况发生时, $T5$ 的值总是小于 1。

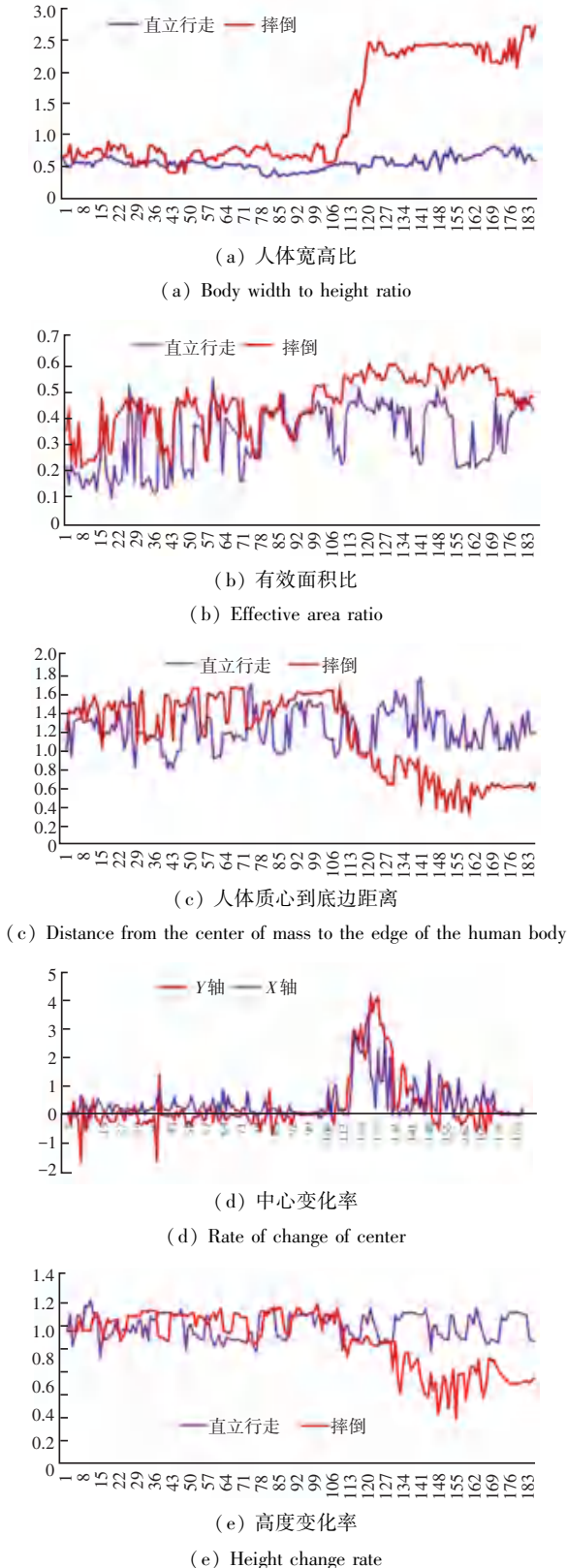


图3 各摔倒特征参数历史曲线

Fig. 3 Historical curve of each fall characteristic parameter

图 4 是使用本文算法检测结果。运动目标正常行走时,视频左上角显示 Normal(正常)字样;当发生摔倒事件时,在视频左上角会显示 Failed(跌倒)的警告。



(a) 正常行走
(a) Normal walking



(b) 摔倒
(b) Fall

图4 判别结果

Fig. 4 Judgment result

3.3 实验对比分析

本文使用 the UR Fall Dataset (URFD) 和 the Fall Detection Dataset (FDD)^[7-8] 两个数据集作为测试数据。摔倒检测系统融合了 5 个摔倒特征参数,摔倒检测成功率高,误判率低。最后,从摔倒检测误判率的角度,对文中提到的摔倒检测算法进行比较分析,结果见表 1。

表 1 对比结果

Tab. 1 Compare results

摔倒检测方法	误判率/%
基于 svm 和阈值分析的摔倒检测方法	18
基于人体宽高比和倾斜角度的摔倒检测方法	15
基于多特征融合的摔倒检测方法	9

表 1 给出本文方法和其他摔倒检测方法的比较结果。基于 svm 和阈值分析的摔倒检测方法会受到传感器采集信息的精度和训练模型大小的影响,导致误判率较高;基于人体宽高比和倾斜角度的摔倒检测方法,所包含人体摔倒特征参数较少,当人平躺

(下转第 37 页)