

基于多特征融合的跌倒行为识别与研究

彭玉青 高晴晴 刘楠楠 宋初柏 张媛媛

(河北工业大学计算机科学与软件学院, 天津, 300401)

摘要: 在全球老龄化和空巢家庭的社会背景下, 老年人的跌倒已成为当今社会备受关注的问题, 为了能及时为老年人提供帮助, 减轻摔倒带来的伤害, 提出了一种基于图像处理的多特征融合跌倒识别算法。针对前景提取, 本文提出了一种三帧差分法与背景减除法加权结合的目标提取算法, 进而提取出目标轮廓的高度、宽高比、质心、矩形周长、Hu 矩及 Zernike 矩特征; 以行走、坐下、蹲下和跌倒 4 种行为数据作为样本, 最后通过参数优化后的支持向量机训练及预测来实现跌倒的检测与识别。实验结果表明, 所提出的算法不仅有效而且速度快、易于实现, 平均识别率超过了 95%。

关键词: 目标检测; 特征提取; 支持向量机; 跌倒识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Fall Behavior Recognition Based on Multi-feature Fusion

Peng Yuqing, Gao Qingqing, Liu Nannan, Song Chubai, Zhang Yuanyuan

(School of Computer Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin, 300401, China)

Abstract: Under the background of global aging and empty nest family, the tumble of seniors has attracted a great deal of attention. To provide help for seniors and relieve the injury of tumble, a tumble recognition algorithm based on image processing and multi-features fusion is proposed. In view of the prospect of extraction, we propose an algorithm that combines three-frame difference method and background subtraction division of target by weight, then extract the height, ratio of width to height, the center of mass, the perimeter of a rectangle, Hu moments' and Zernike moments of target contour, using five experimenters' walking, sitting down, squatting down and tumbling as the experimental samples. The algorithm realizes tumble detection and recognition by training and predicting support vector machine (SVM) after parameter optimization. The experimental results show that the proposed algorithm is efficient and fast with easy implementation. The average recognition rate is more than 95%.

Key words: object detection; feature extraction; support vector machine; fall recognition

引 言

现今世界, 随着社会经济的发展、生活水平的提高、家庭结构的小型化等因素, 社会老龄化现象日益严重, 空巢家庭数量正在不断提高。据调查, 中国 70 岁以上的空巢老人占 64.56%, 空巢老年家庭的患

病率高达 80.7%,空巢化的局面使老人跌倒后救助变得更加艰难^[1]。老人最常见的意外伤害之一就是跌倒,如果他们跌倒后得不到及时的救扶会给老人健康带来巨大伤害。虽然医疗卫生保健事业迅速发展,跌倒造成的死亡率有所下降,但其引发的其他病症却居高不下,跌倒仍然是造成老年人死亡的主要因素。这不仅给老人带来精神压力及健康威胁,还为家人和社会增添了经济负担。如果跌倒后得不到及时的帮助和救护,还将会给老人带来身心伤害。为了避免意外摔倒给老人带来生理及心理上的问题,迫切需要转变老人的求助模式。

目前,国内外许多学者对跌倒检测识别系统进行了研究,其中绝大多数基于传感器。李冬等结合无线传输等技术提出了基于加速度传感器的跌倒检测系统^[2];石欣等在分析了正常状态和跌倒状态下脚底部压力变化的基础上提出了基于压力传感器的跌倒检测系统^[3];李娜等根据运动中物理特征变化及决策树分类算法实现了基于加速度特征的实时跌倒识别算法^[4]。20世纪90年代,美国国防高级研究项目署(Defense advanced research projects agency, DARPA)研究了一个有关视觉监控的项目(Visual surveillance and monitoring, VSAM)^[5],参与项目的有卡内基梅隆大学、麻省理工学院等高等院校。该项目利用计算机视觉技术提取目标的多个特征进行分类识别,以实现大范围、全方位的监控,主要应用在军事国防安全监控或战场中。不仅避免了人工监控的危险,还节约了人力资源,提高了监控效率。Estudillo-Valderrama等^[6]提出了生物传感器,由多个智能的生物医学传感器组成的服务器控制和处理数据监测跌倒,该服务器通过一定的硬件和软件配置能够实现实时的生物分析与处理。尽管传感器技术发展逐渐成熟,但需要老人佩戴电子设备装置,这可能会给老年人活动带来许多不便。此外,如果他们忘记佩戴装置或者传感器受到噪声等干扰时,跌倒带来的伤害仍然无法避免。为了改善上述问题,本文提出了一种基于计算机视觉的跌倒检测方法。通过对视频序列图像帧进行分析和处理,提取出各个行为中变化明显的有效特征,用这些特征去训练支持向量机的分类器,最后用训练好的分类器模型进行预测和识别,能够准确地判断人的跌倒行为。

1 人体目标轮廓

1.1 目标检测算法原理

常用的目标提取方法有光流法、帧差法和背景减除法。光流法由于计算极其复杂、对硬件要求高、效率低等原因造成光流检测目标实用性非常差。帧间差分法是在图像序列中的2个或3个相邻帧间采用基于像素的差分,然后利用阈值化来提取出图像中的运动区域,这种方法简单易实现,但是在检测中容易造成空洞^[7]。而背景减除法虽然能提取出完整的目标轮廓,但对场景中动态变化因素敏感系数高,在复杂场景中提取效果较差。所以,本文在综合分析了帧间差分法和背景减除法的优缺点基础之上,提出了一种三帧差分法与基于高斯背景建模的背景减除法加权结合的改进算法,该算法不仅弥补了帧差分法无法提取完整目标的不足,而且解决了在复杂多变场景中提取完整目标轮廓的问题。

图1是本文整个算法的原理图,首先对连续3帧视频图像进行两次差分并进行逻辑与运算,得到一个三帧差分法提取的人体目标,然后采用基于高斯背景建模的背景差分法提取一个前景人体目标,最后将这两种提取结果进行加权运算,从而得到较为完整的目标轮廓信息。其中, $W_1 + W_2 = 1$, W_1 为背景减除法的权重系数, W_2 为三帧差分法的权重系数。根据两种算法的优缺点和背景的复杂程度调节帧差分法和背景减除法在目标提取中所占的比重。通过权重系数的调节,可以充分发挥帧差分法和背景减除法的优点,既能避免目标的漏检,又可以实现多个不同场景中目标的完整提取。

1.2 目标检测实验

本文对提出的改进算法进行了仿真实验,图2和图3分别显示了两组实验视频中的3帧原图像,分别记为第 $K-1$ 帧、第 K 帧、第 $K+1$ 帧。其中第2组实验图因摄像头微小的抖动造成画面存在模糊

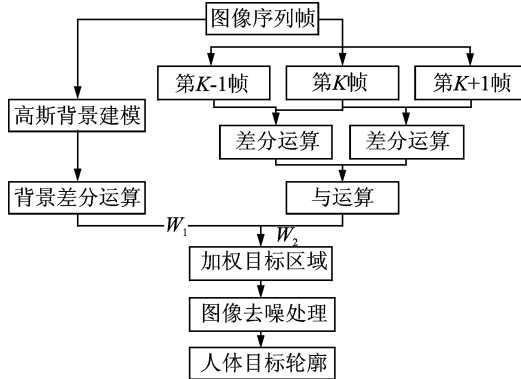


图1 本文目标提取算法流程图

Fig. 1 Flow chart of target extraction algorithm in this paper

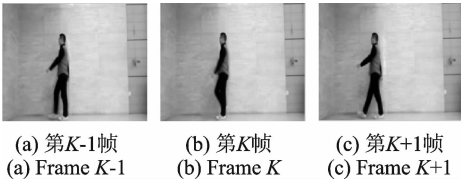


图2 第1组3帧原始图像

Fig. 2 Three of frames original image in the first group

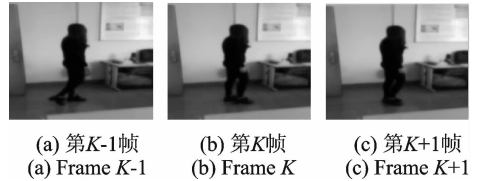


图3 第2组3帧原始图像

Fig. 3 Three frames of original image in the second group

现象。

首先对两组原始图像分别进行帧差提取方法实验。将第 $K-1$ 帧和第 K 帧做差分,然后根据阈值进行二值化得到前景目标如图 4(a)所示,将第 K 帧、第 $K+1$ 帧进行相同处理后得到前景目标如图 4(b)和图 5(b)所示,然后将图 4(a,b)和图 5(a,b)的结果做与运算并进行去噪处理后得到图 4(c)和图 5(c)。经过与运算后能够解决因目标运动速度快慢不同带来的双影现象及两帧差法造成的提取目标轮廓过大等问题。三帧差法虽然能获得一定的改进效果,但目标中仍会存在空洞,如图 4(c)和图 5(c)所示,需要进一步结合背景减除法以获取更为完整的人体轮廓。

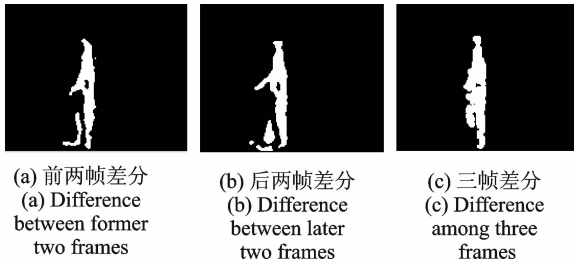


图4 第1组帧差结果

Fig. 4 Difference among the first set of frame

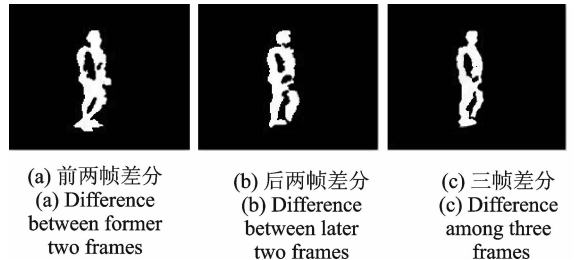


图5 第2组帧差结果

Fig. 5 Difference among the second set of frames

对两组原始图像分别进行背景减除提取方法实验。图 6, 7 是两组实验图使用背景差分并经过去噪处理后的人体目标。由图 6, 7 知,使用基于高斯模型的背景减除法能够提取出大致目标轮廓,但对于动态场景下的效果不是太理想。

为了更好地检测出目标,将三帧差法的提取结果与背景减除法的提取结果相结合,即将第1组实验图4(c)图与图6,第2组实验图5(c)与图7分别进行加权运算,得到结果如图8,9所示。通过实验证明,采用改进后的目标检测方法不仅能够避免帧差提取方法造成的空洞现象,实现了完整目标的提取,而且对复杂场景中的光照、物体移动及摄像头抖动等变化具有较强的适应性,获得了良好的提取效果,为后续目标的特征提取和识别奠定了坚实的基础。

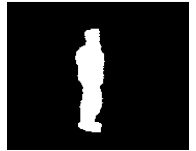
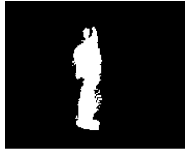


图6 第1组背景减除法结果

图7 第2组背景减除法结果

图8 第1组最终结果

图9 第2组最终结果

Fig.6 Background the first group of subtraction results

Fig.7 Background subtraction results of the second group

Fig.8 Final result of the first group

Fig.9 Final result of the second group

2 特征提取

由于人体的运动特征计算量大,不易获取,而对于行走、坐下、蹲下和跌倒4种行为最显著的特征就是目标运动过程中体位的变化^[8],因此本文选取了能够有效描述人体行为的几何特征,包括目标高度、宽高比、质心及 Zernike 矩等特征。

2.1 目标的宽高比

宽高比是一个能够描述人整体形状变化的量,从人体的骨骼构成分析,身体各部分弯曲、扭转的角度都有限。所以根据宽高比值可以判断出人体可能的行为状态范围。无论一个人胖到什么程度,在站立状态下他的高度也大于其宽度。定义目标外接矩形宽度为 width ,高度为 height ,则宽高比的计算式为

$$\text{Rate} = \frac{\text{width}}{\text{height}} \tag{1}$$

图10显示了行走、坐下、蹲下和跌倒4种行为的宽高比变化过程。横轴代表行为序列图像中5个关键帧的标号,纵轴表示归一化后的宽高比值。理论分析,人在行走时宽度要比高度小很多,所以 Rate 的值远小于1。而人在跌倒情况下宽度要比高度大很多,Rate 的值肯定大于1。同理,在坐下和蹲下时 Rate 值也会不同程度的增大。由图得知,跌倒行为宽高比值变化的幅度最大,行走时宽高比值变化幅度最小,坐下和蹲下时目标宽度变化不会太大,高度会减少,则宽高比会增大。通过分析不同行为序列的宽高比值得知,宽高比可以作为区分不同行为的重要特征数据。

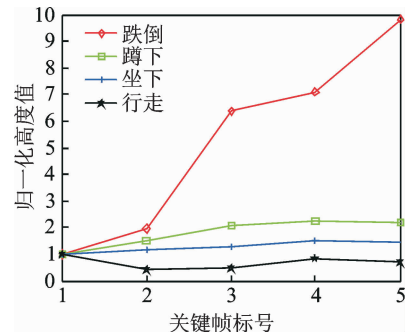


图10 4种行为的宽高比变化过程

Fig.10 Changing process of four kinds of behaviors' aspect ratio

2.2 目标的高度

虽然每个人有高矮胖瘦的区别,但不同人的4种行为高度变化趋势一样。人体的高度用轮廓外接矩形的高度来表示。如图11所示,显示了行走、坐下、蹲下和跌倒4种行为的高度变化过程。

横轴代表行为序列图像中 5 个关键帧的标号,纵轴表示归一化后的人体高度值。由图 5 可以看出,4 种行为在高度变化上有明显的差异。人在行走时,高度仅有微小的波动,基本上保持不变。人在跌倒时,整个身体接触到地面,高度会大幅度下降,最终高度明显低于其他 3 种行为的高度。而人在坐下和蹲下时,高度下降幅度有所不同,且二者都明显小于跌倒下降的幅度并大于行走变化幅度。通过分析不同行为的高度变化过程可以看出,高度特征能够有效区分行为序列,可以用来表示人体运动中的轮廓变化信息。

2.3 目标的质心

质心代表一个图形几何结构的中心,对于人体目标来说,质心即人身体中心的某一位置,那么人体的运动必然导致人体质心随之产生位移。所以本文选取了质心来反应人体的运动状况。

在二维图像中,质心的变化包括 x 轴方向的变化和 y 轴方向的变化, x 轴方向的变化对应于人体运动时水平方向的位移变化, y 轴方向的变化对应于人体运动时在垂直方向上的位移变化。图 12 和图 13 分别显示了行走、坐下、蹲下和跌倒 4 种行为的质心在两个方向上的变化情况。

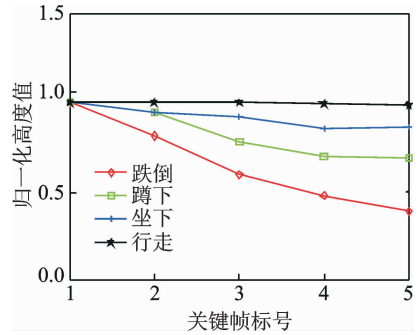


图 11 4 种行为的高度变化过程
Fig. 11 Changing process of four kinds of behaviors' height

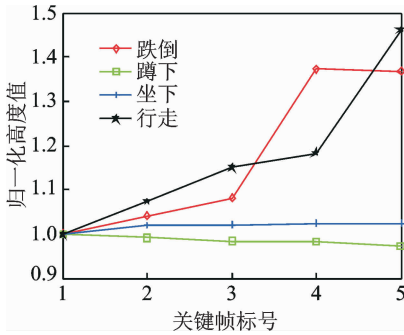


图 12 4 种行为质心在 x 方向变化过程
Fig. 12 Changing process of four kinds of behaviors' centroid in X direction

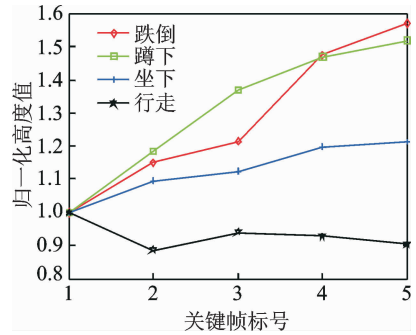


图 13 4 种行为质心在 y 方向变化过程
Fig. 13 Changing process of four kinds of behaviors' centroid in Y direction

横轴表示行为序列图像中 5 个关键帧的标号,纵轴分别表示归一化的质心 x 坐标和 y 坐标值。由图分析知,人在行走和跌倒时,质心在 x 轴方向都存在较大的变化,而人在坐下和蹲下时,质心在 x 轴方向基本上保持不变,通过质心在 x 轴方向变化可以把 4 种行为区分成两组。人行走不会带来质心在 y 方向上的明显变化,而跌倒 y 方向值会出现大幅度变化,因此很容易区分行走和跌倒行为。坐下和蹲下在 y 轴方向的变化幅度不同,进而可以区分坐下和蹲下行为。所以,通过质心在两个方向上的变化可以有效识别出 4 种行为。

2.4 外接矩形的周长及宽度变化率

外接矩形的周长和宽度变化率计算如下,即有

$$L = 2 \times (\text{width} + \text{height})$$

$$R = \text{nowwidth}/\text{priwidth} \tag{2}$$

式中: L 为矩形周长; R 为宽度变化率; width 为目标外接矩形的宽度; height 为目标外接矩形的高度;

nowwidth 为行为变化后的矩形宽度;priwidth 为行为变化前的初始矩形宽度。

从图 14~16 可以看出,当人在坐下或蹲下时,相对于站立行走时人的姿态宽度变化很小,但人体的高度会减小,故外接矩形的周长会减小,宽度变化率 R 的值接近于 1。在跌倒时宽度急剧增加,与其他行为相比,宽度变化率最大且远大于 1。所以同时选取这两个变量可以作为区分 4 种行为的依据。



图 14 行走框定图

Fig. 14 Walking frame map



图 15 蹲下框定图

Fig. 15 Squatting frame chart

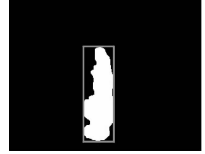


图 16 跌倒框定图

Fig. 16 Falling frame chart

2.5 矩特征

在计算机识别领域有两个基于统计学的可靠特征参数就是 Hu 矩和 Zernike 矩, Hu 矩和 Zernike 矩都是以图像中提取出不变性特征为根本出发点,各有其优点。Hu 矩与图像大小无关,能够适应图像的拉伸,而 Zernike 矩冗噪能力强,可以构造任意高阶矩。因此,本文提取了目标图像的 Hu 矩和 Zemike 矩^[9]作为特征向量进行行为识别。

2.5.1 Hu 矩特征

当图像为离散情况时,采用求和号代替积分变为

$$m_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M x^p y^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

式中: N 和 M 分别为图像高度和图像宽度。

因为矩值会随着图像尺度变化而变化,所以需要进行归一化处理。定义归一化的中心矩为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{(\mu_{00})^p} \quad \rho = \frac{(p+q+1)}{2} \quad (5)$$

文献[9]利用二阶和三阶归一化中心矩构造了 $M_1 \sim M_7$ 7 个不变矩,有

$$\begin{aligned} M_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ M_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ M_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ M_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ M_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2) + \\ &\quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})(3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2) \\ M_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2) + \\ &\quad 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ M_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2) - \\ &\quad (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})(3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2) \end{aligned} \quad (6)$$

这 7 个不变矩构成的特征量组具有旋转、缩放和平移不变性。Hu 矩能够较好地描述物体的形状,选取 Hu 矩组成的特征量对图像进行识别,算法处理速度快,能够较明显地区分不同的行为。

本文分别提取了行走、坐下、蹲下及跌倒的矩特征,表 1 显示了 4 种行为的 7 个不变性特征数据。

表 1 4 种行为的 7 个 Hu 矩特征

Tab. 1 7 Hu matrix features of four behaviors

Hu 矩	跌倒	蹲下	坐下	行走	Hu 矩	跌倒	蹲下	坐下	行走
M_1	0.864 7	0.630 3	0.572 6	0.303 2	M_5	1.000 0	0.441 6	0.357 0	0.666 7
M_2	0.987 7	0.802 2	0.822 2	0.515 0	M_6	0.839 2	0.823 1	0.388 9	0.844 2
M_3	0.931 9	0.701 2	0.308 9	0.530 0	M_7	0.959 7	0.539 6	0.257 0	0.513 8
M_4	0.975 7	0.676 6	0.343 8	0.702 8					

2.5.2 Zernike 矩特征

Zernike 矩是基于 Zernike 多项式的正交化函数,它是一组正交矩,具有旋转不变性的特性,它能构造任意高阶矩,信息冗余少,噪声敏感度较小且具有很好的特征描述能力^[10,11]。由于 Zernike 矩不满足平移和尺度不变性,需要提前对图像进行归一化,本文采用标准矩的方法对一副图像进行归一化,定义标准矩为

$$m_{pq} = \sum \sum x^p y^q f(x, y) \quad (7)$$

通过标准矩可以得到图像的形心 (\bar{x}, \bar{y}) 为

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{m_{10}}{m_{00}} \\ \bar{y} &= \frac{m_{01}}{m_{00}} \end{aligned} \quad (8)$$

将图像的形心移动到坐标原点,便解决了平移问题。 m_{00} 代表图像中目标的面积,归一化图像的尺度就是把它们的大小变为统一的值,所以对图像进行 $(x/m_{00}, y/m_{00})$ 变换后就可以实现图像尺寸的一致性。综上可以得到,图像 $g(x, y)$ 经过变换 $g(x, y) = f(x/m_{00} - \bar{x}, y/m_{00} - \bar{y})$ 后得到的 Zernike 矩特征将具有平移、尺度和旋转不变性。

定义在单位圆 $x^2 + y^2 = 1$ 上具有完备性和正交性的复值函数集 $\{V_{pq}(x, y)\}$,这些特性保证了它可以表示定义在单位圆内的任何平方可积函数。其定义为

$$V_{pq}(x, y) = V_{pq}(\rho, \theta) = R(\rho)e^{iq\theta} \quad (9)$$

式中: p 的取值为 $0, 1, 2, \dots$; q 的取值为 $0, \pm 1, \pm 2, \dots$,且满足 $p - |q|$ 为偶数且 $|q| < p$; ρ 代表原点到点 (x, y) 的矢量长度; θ 代表原点到点 (x, y) 的直线与 x 轴逆时针方向的夹角; (ρ, θ) 为点 (x, y) 的极坐标形式。

$R_{pq}(\rho)$ 为实值径向多项式,其表达式为

$$R_{pq}(\rho) = \sum_{s=0}^{\lfloor \frac{p-|q|}{2} \rfloor} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! \left(\frac{p+|q|}{2} - s\right)! \left(\frac{p-|q|}{2}\right)!} \rho^{p-2s} \quad (10)$$

它满足正交性

$$\iint_{x^2+y^2 \leq 1} V_{pq}^*(x, y)V_{nm}(x, y) dx dy = \frac{\pi}{p+1} \delta_{pm} \delta_{qn} \quad (11)$$

式中: $\delta_{ab} = \begin{cases} 1, a=b \\ 0, a \neq b \end{cases}$; $V_{pq}^*(x, y)$ 为 $V_{pq}(x, y)$ 的共轭多项式。

根据 Zernike 多项式具有正交完备性,在单位圆内的任一图像 $f(x, y)$ 都可以唯一展开,即

$$f(x, y) = \sum_{p=0}^{\infty} \sum_{q=0}^{\infty} Z_{pq} V_{pq}(\rho, \theta) \quad (12)$$

对式(12)两边同时乘以 $V_{pq}^*(x, y)$ 并在 $x^2 + y^2 \leq 1$ 上对式(12)两边积分得

$$\iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y)V_{pq}^*(\rho,\theta) dx dy = \iint_{x^2+y^2 \leq 1} \sum_{p=0}^{\infty} \sum_{q=0}^{\infty} Z_{pq} V_{pq}(\rho,\theta)V_{pq}^*(\rho,\theta) dx dy \quad (13)$$

经过计算得到的 Z_{pq} 就是本文要求的 Zernike 矩,定义

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y)V_{pq}^*(\rho,\theta) dx dy \quad (14)$$

式中: $V_{pq}(\rho,\theta), V_{pq}^*(\rho,\theta)$ 分别为 $V_{pq}(x,y)$ 和 $V_{pq}^*(x,y)$ 的极坐标形式。

当图像为离散的数字图像时,积分形式将变为

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y)V_{pq}^*(\rho,\theta) \quad x^2+y^2 \leq 1 \quad (15)$$

最终选取 Z_{pq} 作为分类特征,Zernike 矩的正交性避免了信息的冗余,因此可以表示图像的旋转不变特征。本文对目标轮廓图提取了其中 10 个 Zernike 矩特征,如表 2 所示。本文根据跌倒、坐下、蹲下及行走 4 种行为在时间上动作状态的差异,将 4 种行为过程视频按照其发生时间,对其各自时间进行等分,取 4 种行为过程各个等分时间点的帧作为关键帧。

表 2 4 种行为的 10 个 Zernike 矩特征

Tab. 2 10 Zernike matrix features of four behaviors

Zernike 矩	跌倒	蹲下	坐下	行走	Zernike 矩	跌倒	蹲下	坐下	行走
Zk ₁	0.308 8	0.316 3	0.317 0	0.317 2	Zk ₆	0.059 9	0.003 7	0.006 6	0.006 2
Zk ₂	0.036 6	0.004 8	0.002 8	0.001 5	Zk ₇	0.000 2	0.227 0	0.279 3	0.289 3
Zk ₃	0.050 2	0.005 0	0.004 0	0.003 3	Zk ₈	0.036 7	0.003 2	0.006 3	0.004 9
Zk ₄	0.016 3	0.013 0	0.009 3	0.010 1	Zk ₉	0.018 0	0.090 3	0.144 9	0.153 1
Zk ₅	0.024 3	0.002 7	0.004 4	0.003 3	Zk ₁₀	0.061 8	0.168 9	0.200 8	0.213 9

3 基于支持向量机的行为识别

选取上文中描述的特征来做为跌倒判断识别的依据。此时,选择合适的分类器成为识别的关键问题。本文选择支持向量机来进行跌倒的检测和识别,SVM 不仅可以处理线性分类问题,又可以解决非线性分类的问题。与神经网络相比,SVM 具有更强的应用推广能力。因此在机器学习、模式识别和生物信息学等领域获得了广泛的关注。

3.1 SVM 基本理论

支持向量机最初提出是针对二类别分类的,而对于多分类问题可通过组合多个两类分类器构造多类分类器去解决,因此,多分类问题最终往往归结于多个二分类问题。

假设给定两类样本集 $(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)$, $x \in \mathbf{R}^n$, $y \in \{1, -1\}$, 其中 k 为分类样本数; n 为样本的维数; y 为样本的类别。存在分类超平面 $w \cdot x + b = 0$ 能够将两类样本完全分割开,需要满足^[12]

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0 \quad (16)$$

由此可知,两个平面间的最大距离为 $\frac{2}{\|w\|}$, 要想得到最大分类间隔,即求 $\|w\|$ 最小值。则最优分类超平面求解的问题就转化成约束优化问题,即求函数 $\lambda(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w)$ 的最小值问题。

引入拉格朗日函数: $L = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i (w \cdot x_i + b) + \sum_{i=1}^k \alpha_i$, 分别对 w 和 b 求偏导并令其等于 0

后代入原式,将问题转化成对偶问题,即在约束条件下求解 $W(\alpha)$ 最大值的问题,即

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \tag{17}$$

最终得到分类决策函数

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^* y_i (x_i, x) + b^*\right) \tag{18}$$

当分类样本集为非线性时, SVM 理论可以直接利用核函数避开高维数的复杂性来解决维数灾难问题,可以通过选用适当的内积函数 $K(x_i, x_j)$ 将训练样本映射到高维再寻求线性可分。此时目标函数变为

$$T(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \tag{19}$$

分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^*\right) \tag{20}$$

式中: sgn 为符号函数; k 为支持向量数; b^* 为分类阈值。上述的分类决策函数即为支持向量机。

选择不同的核函数会生成不同的支持向量机,常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和神经网络核函数。本文选用 RBF 即径向基核函数,将提取的特征样本数据分为训练集和测试集,通过输入训练集形成行为分类器,实现行走、坐下、蹲下及跌倒 4 种行为的分类识别。

3.2 SVM 中的参数优化

支持向量机的分类效果很大程度上依赖于其参数值的设定,参数值的选择对支持向量机的推广能力、学习性能、复杂度等都会产生巨大的影响。支持向量机中的参数主要分为两类:一类是误差惩罚参数 c ,另一类是核函数参数 g , 本文使用基于交叉验证的网格搜索法确定最优参数。对于本文采用的径向基核函数的 SVM 算法中,首先设定 c 和 g 的取值范围及其搜索步长,然后针对每个 (c, g) 值采用交叉验证方法确定能使测试样本达到最高预测准确率的参数值。针对本课题研究的 4 种行为进行了两组优化实验,第 1 组实验将行为类别分成跌倒与非跌倒两大类进行优化,其中非跌倒行为包括行走、坐下和蹲下。表 3 给出了两类行为优化过程中部分参数对及其对应的识别率,最佳优化的结果如图 17 所示,图 17 中 gamma 即为核函数参数 g ; $\log_2(c) = 3$; $\log_2(\text{gamma}) = -7$; $\text{accuracy} = 96.774\ 2\%$; $c = 8$; $\text{gamma} = 0.007\ 812\ 5$ 。

表 3 跌倒与非跌倒部分参数对及其识别率

Tab. 3 Parameter of falling and non-falling part and its correct rate

$\log_2(c)$	$\log_2(g)$	识别率/%
-1	13	64
9	-7	90
-3	1	60
15	3	85
3	-7	96

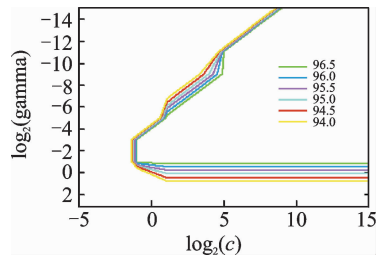


图 17 跌倒与非跌倒参数优化图

Fig. 17 Falling and non-falling parameter optimization figure

第 2 组实验将行为分为行走、坐下、蹲下和跌倒 4 类进行优化,表 4 给出了 4 类行为优化过程中部分参数对及其对应的识别率,最佳优化的结果图如图 18 所示,图中: gamma 即为核函数参数 g ; $\log_2(c) =$

5; $\log_2(\text{gamma}) = -11$; accuracy = 96.0%; $c = 32$; $\text{gamma} = 0.00048828125$ 。

表 4 4 种行为部分参数对及其识别率

Tab. 4 Four behavior partial parameters and their correct rate

$\log_2(c)$	$\log_2(g)$	识别率/%
1	3	40
7	-9	76
13	-7	88
-1	-7	68
5	-11	96

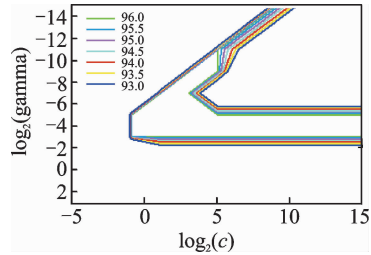


图 18 4 种行为参数优化图

Fig. 18 Four kinds of behaviors parameters optimization figure

4 实验结果与分析

本文以 Matlab 为实验平台进行系统仿真,完成了人体目标轮廓的提取和行为特征的提取,最后得到一个 43 维的特征向量,包括 5 维高度特征、5 维宽高比特征、6 维矩形周长及宽度变化率特征、10 维质心特征、7 维 Hu 矩特征和 10 维 Zernike 矩特征。

为了更好地验证本文算法,同时考虑老年人做跌倒实验风险性大,针对老年人跌倒行为的特征,本文选取了 10 位青年志愿者进行模拟实验,其中女生 4 名,男生 6 名。每个实验者分别做行走、坐下、蹲下及跌倒这 4 种动作各 20 次,最后整理出 800 组动作样本,行走、坐下、蹲下及跌倒分别为 200 组。随机选择 520 个样本作为训练数据,剩下的 280 个样本作为测试数据。

为了验证和评价本文算法的可行性和有效性,本文从 3 方面进行实验结果分析:(1)比较参数优化前后的实验结果,验证参数优化对实验结果的影响,优化后可以提高识别率。其中分为两组实验来验证,一组把行为分成跌倒和非跌倒两类,另一组把行为分为跌倒、蹲下、坐下及行走 4 类。(2)比较不同特征组合下的实验结果,验证本文所选择的多个融合特征的有效性;(3)比较不同识别方法或算法下的实验结果,验证本文算法的可行性。测试实验结果所用的数据均为随机的 280 个样本测试数据。

4.1 不同参数下的实验对比结果

4.1.1 跌倒与非跌倒

为了对跌倒识别算法进行性能评估,本文定义

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{\text{正确判断个数}}{\text{总个数}} = \frac{A_1 + B_1}{A_1 + A_2 + B_1 + B_2} \\ \text{Erate} &= \frac{B_2}{A_1 + B_1} \\ \text{Mrate} &= \frac{A_2}{A_1 + B_1} \end{aligned} \quad (21)$$

式中:Accuracy, Erate 和 Mrate 分别代表识别正确率、错判率和漏判率; A_1 代表跌倒数据正确判断的次数; A_2 代表跌倒数据判断为非跌倒的次数; B_1 代表非跌倒正确判断的次数; B_2 代表非跌倒判断为跌倒的次数。

为了测试参数对识别效果的影响,分别对参数优化前后的实验结果进行对比。在 Libsvm 实验中默认的惩罚参数值是 1,径向基核函数参数为 $1/k$,其中 k 为特征数据的维数,本文最后提取出 43 维的特

征向量,可计算出核函数参数默认值为 0.023 255 814。当把行为分成跌倒和非跌倒两大类时,使用默认的参数 c 取值 1, g 取值 0.023 255 814 进行分类识别实验,使用图 17 所示的优化后的参数结果 c 为 8, g 为 0.007 812 5 进行分类识别实验,对比实验结果如表 5 所示。

表 5 跌倒与非跌倒参数优化前后实验结果

Tab. 5 Experimental results before and after optimization of falling and non falling parameters

结果对比	参数优化前	参数优化后	结果对比	参数优化前	参数优化后
A_1	65	67	Accuracy/%	95.000	96.071
A_2	5	3	Erate/%	3.383	2.974
B_1	201	202	Mrate/%	1.880	1.115
B_2	9	8			

通过表 5 可以看出,经过参数优化后系统的整体识别率高于优化前的识别率,识别率高达 96.071%,而错判率和漏判率也有了明显的下降,分别由 3.383%,1.88%降低到了 2.974%,1.115%,取得了较好的识别效果。由这些数据可知本文算法虽然存在漏检和错判的情况,但基本能满足实际应用中识别率的要求。

4.1.2 跌倒、蹲下、坐下及行走

当把行为分成跌倒、蹲下、坐下及行走 4 类时,为测试参数对识别结果的影响做对比实验,首先使用默认的参数 c 取值 1, g 取值 0.023 255 814 进行分类识别实验,实验结果如表 6 所示,其中测试样本总数为测试样本帧数。

使用图 18 优化后的参数结果 c 为 32, g 为 0.000 488 281 25 进行分类识别实验,实验结果如表 7 所示。通过表可以得知,在最优参数下的 4 种行为的识别结果明显好于使用默认参数的识别结果。此外,表中还可以看出,行走和跌倒行为的识别率比坐下和蹲下识别率高一些,这主要是因为蹲下姿势处于跌倒和坐下之间,更容易与两者混淆,同理坐下也容易误判成行走或蹲下。但总体来说,4 种行为的识别率均达到了较理想的结果。

表 6 4 类行为参数优化前的识别结果

Tab. 6 Recognition results before optimization of the four kinds of behavior parameters

4 类行为	行走	坐下	蹲下	跌倒
测试样本总数	70	70	70	70
正确识别个数	67	65	64	66
单个识别率/%	95.714	92.857	91.429	94.286
平均识别率/%	93.571			

表 7 4 类行为参数优化后的识别结果

Tab. 7 Recognition results after optimization of the four kinds of behavior parameters

4 类行为	行走	坐下	蹲下	跌倒
测试样本总数	70	70	70	70
正确识别个数	68	66	66	67
单个识别率/%	97.143	94.286	94.286	95.714
平均识别率/%	95.357			

4.2 不同特征组合下的实验对比结果

本文除了对不同的行为分组进行实验外,还对不同特征融合的识别结果进行了实验。特征是区分不同行为的关键因素,取不同的特征会影响实验的结果。研究中常用的人体行为特征主要有高度、宽高比、矩形周长、质心、目标投影面积及矩特征等。为了充分验证本文所选取的多个融合特征的有效性,对不同数量和种类的特征融合进行了实验,所得结果如表 8 所示。

通过多次实验结果对比得知,目标投影面积不但不能提高识别率,反而使识别率降低,这是因为目标投影面积与人的胖瘦、人体姿势的角度、目标后处理中形态学操作等因素息息相关,任何一种因素

的变化都会带来较大的面积改变。此外,高度、宽高比、矩形周长及宽度变化率、质心这4个特征单独和Hu矩或Zernike矩结合的认识率均低于同时结合两者的认识率。因此,本文最终选取了高度、宽高比、矩形周长及宽度变化率、质心、Hu矩及Zernike矩特征进行融合。由表8可以看出,选用其中的2个、4个或5个特征进行识别的平均认识率明显低于本文最终所选的融合特征的认识率,有力说明了与少数特征融合相比,本文所选择的多个特征融合来描述人体行为包含了更多的有效信息,补充了特征的单一性缺陷。

表8 不同特征组合的性能比较

Tab. 8 Performance comparison of different feature combinations %

不同的特征融合	平均认识率
高度、宽高比	84.286
高度和宽高比、目标投影面积	81.429
高度、宽高比及矩形周长及宽度变化率及质心	92.143
高度、宽高比、矩形周长及宽度变化率、质心及Hu矩	93.214
高度、宽高比、矩形周长及宽度变化率、质心及Zernike矩	93.929
高度、宽高比、矩形周长及宽度变化率、质心、Hu矩及Zernike矩	95.357

4.3 不同方法下的识别性能比较

表9中显示了使用不同方法的识别性能,其中文献[3,4,13]基于传感器,文献[8,14]基于计算机视觉。虽然各文献在提取方法、特征选取、识别算法及获取实验数据的环境、行为类别等方面存在一定的差异,但最终的认识率基本都保持在90%左右。而采用本文方法的行为识别结果也达到90%以上,由此可以充分证明,本文的方法具有可行性,可以用来完成人体行为的识别。

表9 不同方法的性能比较

Tab. 9 Performance comparison of different methods %

方法	平均认识率	方法	平均认识率	方法	平均认识率
本文	95.357	文献[4]	92.000	文献[8]	95.000
文献[3]	85.000	文献[13]	≈90.000	文献[14]	88.700

5 结束语

在深入了解了国内外现有的行为检测技术和方法,并分析了基于传感器的跌倒检测设备存在的问题之后,本文提出研究基于图像处理的算法。本文以跌倒行为的识别为主线,选取平视视角下的视频拍摄,针对目标检测,分析了现有目标检测方法的优缺点,并提出一种帧差法与背景减除法加权结合的改进方法。该方法首先对帧差法进行了改进,将两帧差变为连续3帧图像进行两次差分然后取与运算得出结果,最后再将3帧差的结果和背景减除法提取的目标加权结合,提取出了较完整的人体轮廓。针对前景目标中存在噪声、空洞等现象,研究了中值滤波、数学形态学等图像后处理方法。此外,本文对行为的特征描述进行了重点研究,分析了行为过程中变化最明显的量。根据人体运动过程中的体位特点,提出将人体的高度、宽高比、质心、外接矩形周长及宽度变化率、Hu矩、Zernike矩特征融合来表征人体行为,最终通过把多个特征融合到一起作为支持向量机的输入数据训练出分类模型来实现各种行为的识别。经过试验测试,算法的运行速度较快,能够有效地区分出4种行为。但由于目标轮廓提取不够准确、个人动作差异及行为序列的关键帧选取不当等原因,仍然存在错判和漏判的情况。另外,视频拍摄角度(斜视、俯视等)对结果也存在一定影响。本文有待获取更多的数据尽量消除个体差异带来的影响,同时结合其他算法提高算法的性能。

参考文献:

- [1] 刘腊梅, 路丽娜. 城市老年空巢家庭现状及对策分析[J]. 护士进修杂志, 2011, 26(18): 1707-1709.
Liu Lamei, Lu Lina. Present situation and countermeasure analysis of empty nest elderly families in urban areas[J]. Journal of Nurses Training, 2011, 26(18): 1707-1709.
- [2] 李冬, 梁山. 基于加速度传感器的老年人跌倒检测装置设计[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(9): 85-88.
Li Dong, Liang Shan. Design of fall detection device for elderly people based on accelerometer[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(9): 85-88.
- [3] 石欣, 熊庆宇, 雷璐宁. 基于压力传感器的跌倒检测系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3): 715-720.
Shi xin, Xiong Qingyu, Lei Luning. Research on fall detection system based on pressure sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3): 715-720.
- [4] 李娜, 侯义斌, 黄樟钦. 基于人体加速度特征的实时跌倒识别算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(11): 2410-2413.
Li Na, Hou Yibin, Huang Zhangqin. Implementation of a real-time fall detection algorithm based on body's acceleration[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2012, 33(11): 2410-2413.
- [5] Collins R, Lipton A, Kanade and T. Introduction to the special section on video surveillance[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 746-746.
- [6] Miguel A E V, Laura M R, Javier R T, et al. Design and implementation of a distributed fall detection system personal server [J]. Information Technology in Biomedicine, IEEE Transaction on, 2009, 13(6): 874-881.
- [7] 郭迎春, 吴鹏, 袁浩杰. 基于自投影和灰度检索的视频帧中异常行为检测[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(5): 612-619.
Guo Yingchun, Wu Peng, Yuan Haojie. Anomalous behavior detection in video sequence based on self-casting histogram and gray histogram[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(5): 612-619.
- [8] 沈秉乾, 武志勇, 贺前华, 等. 人体姿势状态判决的跌倒检测方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(S1): 223-227.
Shen Bingqian, Wu Zhiyong, He Qianhua, et al. Detection method of human body posture judgment falls[J]. Journal of Computer Application, 2014, 34 (S1): 223-227.
- [9] 商立群, 杜亚娟. Hu矩和Zernike矩在图像识别中的应用[J]. 西安科技学院学报, 2000, 20(1): 53-56.
Shang Liqun, Du Yajuan. On application of HU moments and Zernike moments in images identification[J]. Journal of Xi'an University of Science & Technology, 2000, 20(1): 53-56.
- [10] Hosny K M. Accurate pseudo Zernike moment invariants for grey level images[J]. The Imaging Science Journal, 2012, 60: 234-242.
- [11] 袁登厅, 朱伟兴, 李新城. 基于Zernike矩及支持向量机的猪的姿态识别[J]. 信息技术, 2015(1): 93-96.
Yuan Dengting, Zhu Weixing, Li Xincheng. Gesture recognition of pig based on Zernike moments and support vector machines[J]. Information Technology, 2015, 1: 93-96.
- [12] Zhu Yongsheng, Zhang Youyun. A new type SVM—Projected SVM[J]. Science in China, 2004, 47 (1): 21-28.
- [13] 李政. 一种基于三轴加速度的跌倒检测方法[J]. 电子科技, 2015, 28(3): 11-14.
Li Zheng. A fall detection method based on three axis acceleration [J]. Electronic Science and Technology, 2015, 28 (3): 11-14.
- [14] 杨帆, 谢靖, 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.
Yang Fan, Xie Jing, Zhou Yu, et al. Based on the head movement trace and 3D vision[J]. Modern Electronic Technology, 2012, 35(2): 54-57.

作者简介:



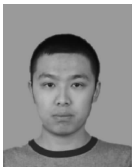
彭玉青(1969-),女,教授,研究方向:智能信息处理、计算机视觉, E-mail: pengyuqing@scse.hebut.edu.cn.



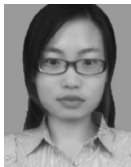
高晴晴(1989-),女,硕士研究生,研究方向:深度学习、视听信息融合。



刘楠楠(1989-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理、模式识别。



宋初柏(1992-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理和软件工程技术。



张媛媛(1992-),女,硕士研究生,研究方向:机器人遥操作、虚拟现实。

