

基于双目视觉的攀爬检测方法

黄晓霞,谷宇章,占云龙,赵鲁阳

(中国科学院 上海微系统与信息技术研究所 无线传感网与通信重点实验室,上海 200050)

摘 要:传统基于单目视觉的攀爬检测大多难以解决光线变化及阴影干扰等问题,具有一定局限性,可靠性较低。为在视频监控中准确地检测攀爬行为,提出一种新的攀爬检测方法。该方法利用极线校正后的左右图像,通过稀疏立体匹配方法计算得到匹配点和对应的视差值,并使用标准三维测量原理求取特征点的三维坐标,对离散特征点采用空间点聚类方法检测目标,以俯视图中目标的位置为轨迹点,结合修正的联合概率数据关联方法进行跟踪,根据目标的位置分析运动轨迹和运动方向,从而检测出目标是否有攀爬行为。实验结果表明,该方法在复杂背景下检测攀爬行为的准确率较高,当参数大于等于 0.4 时平均准确率约为 94%。

关键词:攀爬检测;稀疏立体匹配;空间点聚类;目标跟踪;运动轨迹

中文引用格式:黄晓霞,谷宇章,占云龙,等.基于双目视觉的攀爬检测方法[J].计算机工程,2016,42(12):228-234.

英文引用格式:Huang Xiaoxia, Gu Yuzhang, Zhan Yunlong, et al. Climbing Detection Method Based on Binocular Vision[J]. Computer Engineering, 2016, 42(12): 228-234.

Climbing Detection Method Based on Binocular Vision

HUANG Xiaoxia, GU Yuzhang, ZHAN Yunlong, ZHAO Luyang

(Key Laboratory of Wireless Sensor Network and Communication,

Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050, China)

[Abstract] The traditional climbing detection method is based on monocular vision, which has specific limit and low accuracy. In order to detect the climbing behavior more accurately in video surveillance, this paper proposes a climbing detection method based on binocular stereo vision. The feature points of both rectified images are extracted and the vision disparity of the point is obtained by the sparse stereo matching method. The 3D coordinates of the points are calculated based on the standard 3D measurement theory. Targets are detected by points clustering. According to targets' location and modified joint probabilistic data association method, targets can be tracked. Based on targets' location, the trajectory and moving direction are analyzed to detect the behavior of climbing. Experimental result shows that the method has high accuracy in the conditions of complex background and the average accuracy is 94% with appropriate parameters.

[Key words] climbing detection; sparse stereo matching; spatial point clustering; object tracking; motion trajectory

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2016.12.039

0 概述

安全问题涉及工作和生活的各个领域,在学校周边、居民区、军事重地、南水北调工程沿线等重要区域都需要切实有效的防范措施^[1-2],因此,安全智能监控有着越来越广泛的应用前景。在众多智能监控应用中,攀爬行为检测是一个主要方面。通过及时发现围栏攀爬行为,发出相应警报通知相关工作人员,从而提前阻止不法行为的发生,减少传统监控中人力资源的投入,避免不法行为发生后海量信息

的查找和取证。

目前常用的攀爬检测主要是基于传感器的方法,例如电学传感器、振动传感器、光纤传感器等。文献[3]利用一种滚珠式振动传感器,设计一款基于振动传感器的周界围栏报警监控系统,实现对攀爬行为的检测。文献[4]提出一种光纤围栏入侵监测系统,利用三层 BP 神经网络对传感器信号训练分类器检测识别攀爬行为。虽然通过传感器和模式识别相结合的方法能够对多种异常行为进行分类(包括攀爬行为),但是该方法存在测量、定位精度不高和

基金项目:国家科技重大专项“面向南水北调工程安全的传感器网络技术研发”(2014ZX03005001-002)。

作者简介:黄晓霞(1989—),女,硕士研究生,主研方向为计算机视觉、图像处理;谷宇章,副研究员;占云龙,博士;赵鲁阳,副研究员。

收稿日期:2015-12-02 **修回日期:**2016-01-04 **E-mail:**hxxhelen@163.com

计算复杂等缺点,同时不能直观形象地反映可疑目标。随着计算机视觉技术的发展,基于视频图像的攀爬检测方法应运而生。在利用 HSV 空间与 RGB 空间等阴影检测方法消除阴影的基础上,文献[5]只是简单地根据二维图像中目标的中心上移运动来检测攀爬,可靠性不高。文献[6]结合骨架特征和隐马尔科夫模型,对攀爬行为姿态进行检测,取得了一定成果。以上计算机视觉的攀爬检测方法都是基于单目视觉的,由于单目视觉丢失了视觉场景的三维信息,容易受光线变化和阴影干扰,难以解决遮挡等问题,因此相应的攀爬检测方法只适用于某些特定场景,具有一定的局限性,准确性和可靠性也不高。

采用双目立体视觉的方法能够很好地弥补单目视觉的不足,因为双目视觉方法能够恢复实际场景的三维信息,所以能够有效地解决光线变化和阴影干扰以及遮挡问题。本文结合双目立体视觉的优点,将双目视觉应用于攀爬检测中,通过对获得的三维信息和对运动目标轨迹进行分析,以达到准确的检测效果。

1 攀爬检测方案

本文提出的双目立体视觉攀爬检测方案,如图1所示,将2台光轴近似平行并向下倾斜一定角度的摄像机固定于直杆上。首先在离线状态下采集多组棋盘标定板图像进行双目标定,获得相机的内外参数。接下来的流程主要分成4个部分:三维信息获取,目标检测,目标跟踪和攀爬检测,具体方案流程如图2所示。

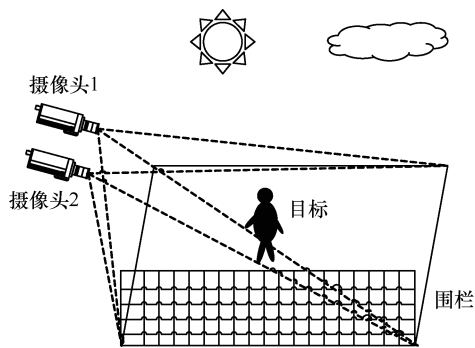


图1 双目监控环境示意图

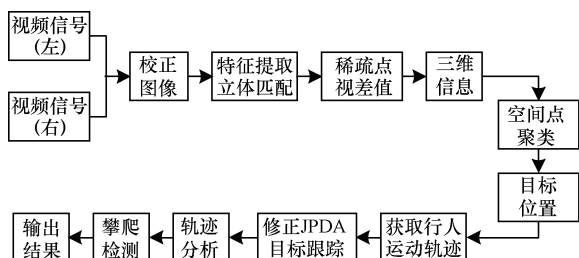


图2 攀爬检测流程

三维信息获取部分提取左右校正图像的特征并

进行稀疏立体匹配,得到多组稀疏点视差值,结合标定参数和稀疏点的二维坐标,计算出该点对应的三维坐标。目标检测部分结合人体信息,对得到的三维空间点进行自适应聚类,该聚类算法主要包含3个步骤:栅格聚类,基于人体比值信息聚类与利用光流肩宽信息聚类。目标跟踪部分对检测到的目标位置进行跟踪,采用修正的 JPDA 算法计算的关联概率为权值来修正轨迹。攀爬检测部分通过对运动位置和运动轨迹方向的分析,过滤掉错误信息,正确检测出攀爬行为。

本文方案中利用场景中的三维信息,采用空间点自适应聚类的方式进行目标检测,然后通过修正的 JPDA 算法进行目标跟踪,同时对轨迹进行分析,去掉了错误信息,并充分利用了时间相关的多帧图像数据检测攀爬行为,因而稳定性好,准确度高,在复杂背景下具有较好的检测效果。

2 三维信息获取

在获取三维信息之前,首先需要进行双目标定和视差值获取。通过双目标定,不仅可以得到每个摄像头的内部参数,还可以得到摄像头之间的相对位置,即外部参数。本文采用文献[7]提出的棋盘标定法标定,并利用标定获得的相机内外参数对拍摄的图像进行极线校正。接着通过立体匹配方法对校正后的图像计算得到匹配点,由于立体匹配的方法直接影响到三维计算的速度,因此本文采用一种高效的大尺度立体匹配方法^[8],该方法是一种稀疏立体匹配方法,由于其通过提取 Sobel 边缘特征作为特征点进行计算,比稠密立体匹配算法计算量小,且更加高效。利用得到的匹配点可以获取对应的视差值,如图3所示,其中, P_l 和 P_r 为图3(a)、图3(b)的一对匹配点对, P_l 点对应的视差值即为 $x_l - x_r$ 。

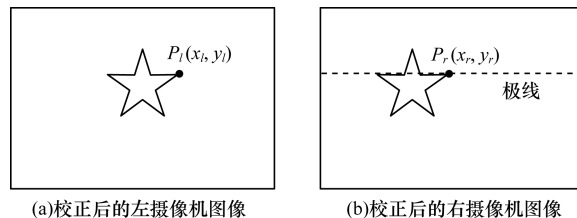


图3 视差计算

在得到多组视差值后,结合标定参数使用标准三维测量原理,即可计算出匹配点的三维空间坐标。双目立体视觉三维测量原理如图4所示,假设空间中一点 P 在左右图像上的成像点分别为 P_l 和 P_r ,相应的横坐标为 x_l 和 x_r ,利用相似三角形可以得到式(1)。

$$\frac{T - (x_l - x_r)}{Z - f} = \frac{T}{Z} \quad (1)$$

其中, T 为 2 个摄像头中心的距离; f 为摄像头的焦距; Z 为深度。

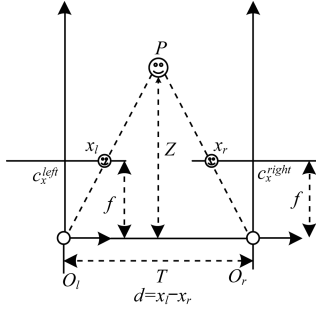


图 4 双目立体视觉三维测量原理

根据针孔摄像机模型,假设左图物点距离对应光心的二维坐标为 (x_l, y_l) , 三维坐标为 (X, Y, Z) , 可得到透视投影方程如下:

$$\frac{x_l}{X} = \frac{y_l}{Y} = \frac{f}{Z} \quad (2)$$

根据式(1)、式(2)进行求解,得到:

$$\begin{cases} X = \frac{x_l}{x_l - x_r} T = \frac{x - c_x}{d} T \\ Y = \frac{y_l}{x_l - x_r} T = \frac{y - c_y}{d} T \\ Z = \frac{f}{x_l - x_r} T = \frac{f}{d} T \end{cases} \quad (3)$$

其中, (c_x, c_y) 为光心在左图的坐标; (x, y) 为物点的图像坐标; d 为视差值。式(3)用齐次坐标形式表示如下:

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \\ W \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -c_x \\ 0 & 1 & 0 & -c_y \\ 0 & 0 & 0 & f \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T} & \frac{c_x - c'_x}{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ d \\ 1 \end{bmatrix} = Q \begin{bmatrix} x \\ y \\ d \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, c'_x 是光心在右图上的横坐标。由以上的齐次坐标公式,可得到最终要求的物点三维坐标 $(X'/W, Y'/W, Z'/W)$ 。

3 目标检测

通过三维坐标计算得到空间离散点坐标,在这些空间离散点中,属于同一个人的特征点之间的距离较近,因此,可以通过对这些空间离散点采用聚类方法进行行人检测。在图像平面上,行人之间容易发生遮挡,但是从俯视图看时,可以降低行人之间的遮挡概率。为了更好地检测空间中的目标,可以将目标离散特征点映射到俯视图,并结合其高度信息进行聚类。本文采用的聚类方法主要包含 3 个步骤:栅格聚类,基于人体比值信息聚类,利用光流肩宽信息聚类^[9]。

3.1 栅格聚类

如图 5 所示,将空间看成一个个的立体方格,位于同一个竖直方格内的目标特征点称为一个栅格聚类,该聚类可用下式表示:

$$Cell^i = \{pt^j | pt^j \in SET^i, SET^i \neq \emptyset\} \quad (5)$$

其中, $Cell^i$ 为第 i 个栅格的聚类; SET^i 为特征点映射到俯视图中第 i 个栅格的集合。

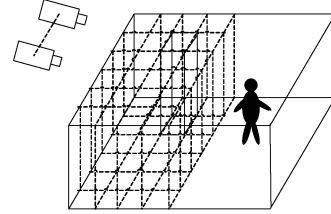


图 5 空间栅格示意图

3.2 人体比值信息聚类

这里的比值信息指人体黄金分割比^[10-11],图 6 显示了该比值信息, $|ai| = \frac{|aj|}{\lambda}$, $|ah| = \frac{|ai|}{\lambda}$, $|lo| \equiv |ag| = \frac{|ah|}{\lambda}$ 。由此,可以得到 $|lo| = \frac{|aj|}{\lambda^3}$, 其中, $|aj|$ 为身高; $|lo|$ 为肩宽; λ 为黄金分割比 1.618。在栅格聚类的基础上,结合身高和肩宽的比例信息进行人体比值聚类,称为 GoldC 聚类。首先判断不同的栅格聚类之间是否是相邻的,若栅格聚类和之间的距离小于肩宽,则认为这 2 个聚类是相邻的,记为 $Cell^m \leftrightarrow^{Adjacent} Cell^n$, 可用式(6)进行表示:

$$\|LOC_{Cell^m}, LOC_{Cell^n}\| < \frac{\max(h^m, h^n)}{2\lambda^3} \quad (6)$$

其中, LOC_{Cell^m} 为 $Cell^m$ 在俯视图中对应的映射位置坐标; h^m 为 $Cell^m$ 的高度。多个相邻栅格聚类可以聚类成一个基于人体比值信息聚类 GoldC, 对于每一个 GoldC, 满足以下条件:

$$\begin{aligned} &\exists Cell^m \leftrightarrow^{Adjacent} Cell^n \\ &Cell^m \subseteq GoldC^i \wedge Cell^n \subseteq GoldC^i \wedge m \neq n \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $i \in [1, K]$, K 表示所有的栅格聚类成 GoldC 聚类的数目。

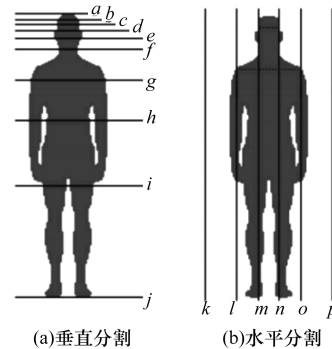


图 6 人体比值信息

3.3 光流肩宽信息聚类

进行栅格聚类 and 人体比值信息聚类后,容易将距离较近的不同行人划分到同个聚类,造成漏检。通过特征点光流信息和人体肩宽信息可以解决该问题。首先通过递归 LK 光流法^[12]计算行人特征点的光流信息,得到第 i 个人的特征点集合在 t 时刻对应的光流信息 OF_i^t ,对 OF_i^t 求外接凸多边形 OFH_i^t 。在 t 时刻,认为落在多边形 OFH_i^t 区域内的特征点为同一类,令其标号 $ID = i$ 。然后将这些特征点投影到俯视图上,栅格聚类的标号与其对应特征点的标号保持一致,计算拥有相同标号的栅格集合对应的外接多边形并赋予其多边形区域相应的 ID。对于任意一个基于比值信息聚类 $GoldC^i$,属于 $GoldC^i$ 且具有相同标号的栅格聚类构成一个光流聚类 OFC 。一般而言,前文所求得的 $GoldC$ 聚类与 OFC 聚类是对应的,但当行人走得比较靠近时,一个 $GoldC$ 聚类会对应多个 OFC 聚类,即多个行人,这时需要对 $GoldC$ 聚类进一步分割,得到多个 OFC 聚类。如图 7 所示,行人在俯视图上可以简单地表示为一个有偏转的椭圆,椭圆长轴为 $GoldC$ 聚类的宽度 a ,短轴对应厚度 b 。利用 K-means 算法^[13]对 $GoldC$ 聚类进一步分割,被划分的小聚类数目如下:

$$S = \max(P, M)$$

$$M = \lfloor a/SW \rfloor + g\left(\frac{a - SW\lfloor a/SW \rfloor}{SW}\right) \quad (8)$$

其中, $g(x) = \begin{cases} 1, & x > \theta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$; SW 为预先设定的人体肩宽; P 为对应 $GoldC$ 聚类包含的 OFC 总数。至此可以得到 OFC 聚类,即最终要检测的行人目标。

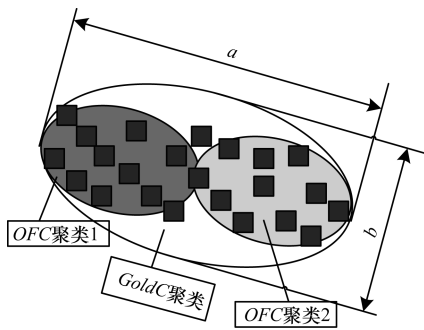


图7 人体特征点俯视图示意图

4 目标跟踪

行人检测得到了图像中目标的位置,但实际上由于完全遮挡或映射误差等情况的存在可能会出现误检或漏检,导致目标位置在某几帧图片中暂时无法获得,因此需要对目标的位置进行跟踪。本文采

用 JPDA 算法^[14]进行目标跟踪,并结合实际情况进行一定修正^[9]。

JPDA 算法利用落在跟踪门限内的点迹,计算点迹和相应轨迹的关联概率,利用关联概率对当前点迹求加权和来修正目标轨迹,有关 JPDA 算法的详细资料可参考文献[14],这里主要介绍其修正部分。本文中前面得到的在 t 时刻的所有聚类 C_t ,对应 JPDA 算法中在 t 时刻的量测集合 $Z(t) = \{z_1(t), z_2(t), \dots, z_{n_t}(t)\}$,其中, $z_j(t)$ 为第 j 个聚类在俯视图上对应的位置; n_t 为聚类总数。为了表示有效量测和各个跟踪门限的关系,文献[13]引入了确认矩阵,并定义如下:

$$\Omega_i = [\omega_{ji}], j = 1, 2, \dots, n_t; i = 0, 1, \dots, r \quad (9)$$

其中, r 为检测到的目标数目; $\omega_{ji} = 1$ 说明量测 j 落在目标 i 的确认门限内, $\omega_{ji} = 0$ 则相反。这里的确认区域被定义为如下的椭圆区域:

$$\nu(t, \gamma) = \{\tilde{z} : \tilde{z}'S(t) - 1\tilde{z} \leq \gamma\} \quad (10)$$

其中, $\tilde{z} = z - \hat{z}$, $\hat{z}$ 为根据前一时刻的预测值; S 为协方差矩阵; γ 为有效确认门限。由于三维坐标的计算存在误差,因此聚类位置并不十分稳定,而传统的 JPDA 算法只采用了单阈值,合理设置阈值具有一定挑战性。文中的修正部分一方面体现在将单阈值 γ 替换成双阈值 $\gamma_{\min}$ 和 $\gamma_{\max}$,当阈值 $\gamma < \gamma_{\min}$ 时,则表示该量测为有效量测,当 $\gamma > \gamma_{\min} \wedge \gamma < \gamma_{\max}$ 时,则需引入聚类颜色信息和光流信息加以判断。这里的聚类颜色信息是指,目标特征点的外接多边形在图像中对应的 ROI 区域求得的颜色直方图信息,可依照文献[15]中的方法进行计算。如果量测满足如下条件:

$$NUM(OFC_{C_t}^i) > \alpha NUM(C_t)$$

$$\forall L(HIST_{C_t}, HIST_{Ob^i}) > \theta \quad (11)$$

则说明该量测为有效量测。其中, $NUM(OFC_{C_t}^i)$ 表示目标 Ob^i 的 OFC 聚类的特征点总数; $NUM(C_t)$ 表示属于聚类的特征点总数; $HIST_{C_t}$ 为聚类的颜色直方图信息; $HIST_{Ob^i}$ 为对应目标被检测时的颜色信息。 $HIST_{C_t}$ 和 $HIST_{Ob^i}$ 之间的相似度计算如下:

$$L(HIST_{C_t}, HIST_{Ob^i}) = \sum_n \sqrt{HIST_{C_t}^n HIST_{Ob^i}^n} \quad (12)$$

除了对有效确认门限进行修正之外,本文将光流信息引入关联概率计算,并定义如下:

$$\beta_j^i = \lambda P_o^{ij} + (1 - \lambda) \beta_j^{i'} \quad (13)$$

其中, β_j^i 为传统 JPDA 算法的关联概率; $P_o^{ij} = NUM(OFC_{C_t}^i) / NUM(C_t)$ 。以计算的新的关联概率为权值来修正事先预测的轨迹,从而实现对目标的准确跟踪。

5 攀爬检测

为了正确和稳定地检测攀爬行为,需要对得到的跟踪轨迹和目标的三维特征点进行分析。假设跟踪轨迹中 t 时刻的轨迹点为 (x_t, y_t) , 当 $x_t > y_t$ 时, 认为相关人员进入警戒区域, 否则说明只是普通行人。若相关人员进入警戒区域, 则需要进一步判断是否有攀爬行为发生。

入侵者在攀爬围栏的过程中, 常常会伴随着重心的升高, 因此, 在前面计算得到的行人特征点和三维坐标基础上, 可以通过判断行人的重心高度和运动方向来对攀爬行为进行检测。首先通过式(14)计算行人的重心 (x_g, y_g, z_g) :

$$\begin{cases} x_g = \sum_{i=1}^n x_i / n \\ y_g = \sum_{i=1}^n y_i / n \\ z_g = \sum_{i=1}^n z_i / n \end{cases} \quad (14)$$

其中, (x_i, y_i, z_i) 为行人某一特征点的三维坐标; n 为该行人对应的所有特征点数目。当满足以下 2 个条件时, 则说明有攀爬行为发生:

- 1) $z_g > Z_m$, 即行人重心大于某一阈值;
- 2) 重心处于上升趋势。

由于只分析某一时刻的目标位置会使得攀爬检测的结果不稳定, 准确性较低, 因此本文充分利用了时间相关的多帧图像数据进行检测。对于第 2 个条件的判断具体过程如下: 设一个长度为 l_q 的队列, 当行人进入警戒区域时, 将重心中的 z_g 坐标压入队列中, 当队列满时, 假设此时队列里的点为 $(z_1, z_2, \dots, z_{l_q})$, 将所有点按间隔 m 进行分组, 例如, $(z_1, z_m, \dots, z_{l_q-m+1}), \dots, (z_{m+1}, z_{2m}, \dots, z_{l_q})$ 设分组后组数为 n_g , 每组的点数为 n_p 。由于目标在攀爬时重心上升幅度会在一定范围内, 因此可以计算每组点中后一个点与前一个点的差值大于阈值 θ_1 小于 θ_2 的数目, 接着计算分组中 $n_b/n_g > \theta_3$ 对应的分组数目 n_a 。当满足条件 $n_b/n_g > \theta_3 \wedge n_a/n_g > \theta_4$ 时, 则说明重心处于上升趋势。当行人离开警戒区域时, 即清空队列。对于上述判决条件中的数值, 需要根据实际的场景加以选取。

6 实验结果与分析

为了验证本文提出的攀爬检测算法的有效性, 采用复杂背景下的视频进行了实验。实验在 Windows 7 操作系统下, 使用 Visual Studio 和

OpenCV 实现, 计算机处理器为 Intel Core 2, 主频为 2.93 GHz, 内存为 4 GB, 测试视频分辨率为 640 像素 $\times$ 480 像素, 帧率为 25 frame/s。

测试视频根据攀爬位置的不同分为 3 组, 分别为前、中、后 3 个位置, 距离摄像头分别约为 3 m, 6 m, 9 m, 其中包括跳跃和举手等具有干扰的动作。实验中参数设置如下, 人体肩宽 $SW = 0.4$, 在第 3.3 节中, $\theta = 0.75$, 在第 4 节中, $\alpha = 0.5$, $\theta = 0.7$, $\lambda = 0.4$, 在第 5 节中, $X_n = 1.0$, $Z_m = 2.0$, $l_q = 24$, $m = 3$, $\theta_1 = 0.2$, $\theta_2 = 0.4$, $\theta_3 = \theta_4 = 0.6$ 。此外, 设定其监控范围为 $X \in [-0.4, 1.3]$, $Y \in [-3, 10]$, $Z \in [0.0, 2.4]$ 。表 1 给出了测试视频相关信息以及在以上参数设置情况下的准确率和误检率。

表 1 测试视频相关信息及检测结果

位置	攀爬次数	跳跃次数	其他动作次数	准确率 / %	误检率 / %
前	85	21	64	96.5	1.18
中	85	21	64	94.1	1.18
后	85	21	64	91.8	2.35

从表 1 中可以看出, 在不同攀爬位置时, 检测结果的准确率有所不同, 这是因为随着目标离摄像头越远, 其三维坐标映射误差越大, 所以准确率也有一定下降, 而误检率有所上升。不同位置的平均准确率约为 94%, 平均误检率为 1.57%, 能够满足实际场景的监控要求。

本文进行实验的实际场景如图 8(a) 所示, 该场景中摄像机离地面约 2.4 m, 基线长度约 30 cm, 摄像机倾斜角约 15°。图 8(b) 为稀疏立体匹配后得到的空间离散点, 从图中可以看出, 监控范围除了检测到目标离散点之外, 还检测到草丛和围栏上等部分干扰点。将图 8(b) 中的空间离散点映射到俯视图上, 得到图 8(c)。结合人体信息和光流信息对行人进行聚类检测后, 可以对不相关的干扰点进行滤除, 结果如图 8(d) 所示。将图 8(d) 中特征点映射到俯视图上, 得到图 8(e), 如 3.3 节所述, 行人特征点在俯视图上近似一个椭圆, 长轴和短轴分别对应行人的肩宽和厚度。

图 9(a)、图 9(b)、图 9(c) 分别是正常行走时、靠近围栏时和攀爬时得到的检测结果, 当行人正常行走时, 不会出现任何提示。当行人靠近围栏时, 在图片上方会出现“警告”字样。当行人攀爬时, 在图片上方会显示“警告”和“攀爬”字样。图中左边方框中为行人经过的轨迹路径。

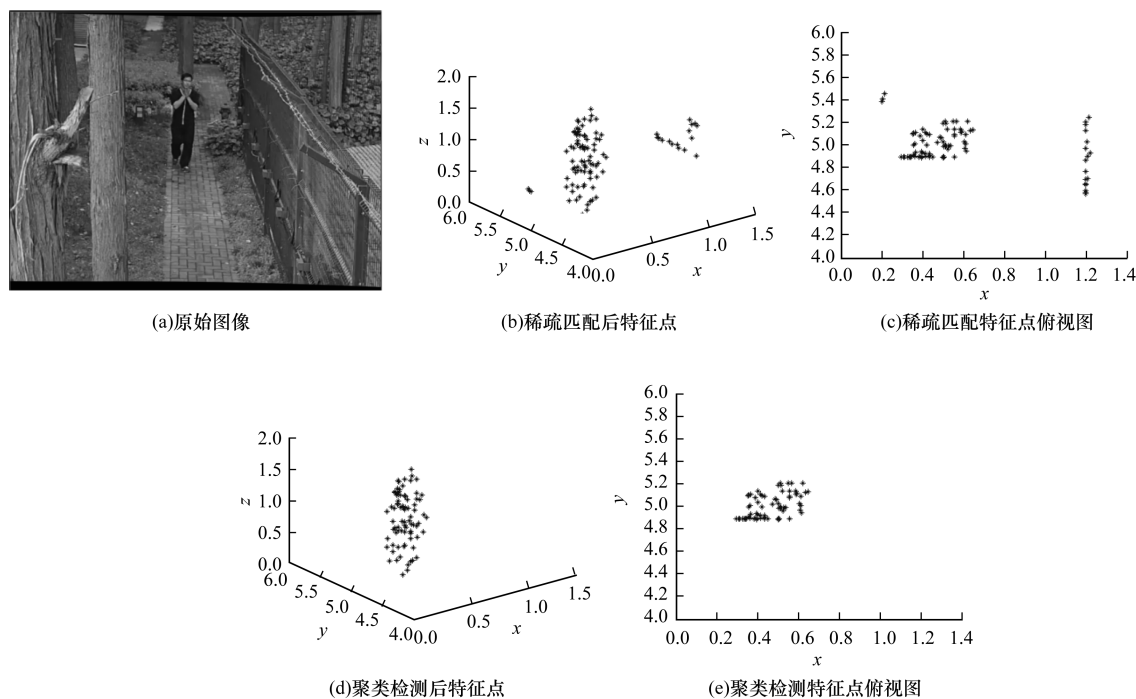


图 8 空间点匹配及聚类结果

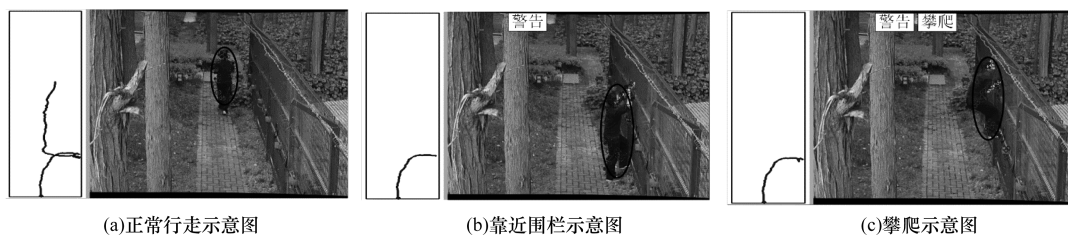


图 9 检测结果及轨迹路径

实验中有较多的参数需要设置,参数的设置是否合适直接影响到攀爬检测结果的准确率和误检率。为了验证人体肩宽 SW 及第 4 节、第 5 节中参数对实际攀爬

结果的影响,选择最佳参数,这里分别以 SW, λ 和 θ_2 为变量,其他参数为预设的固定值进行实验,并对准确率进行比较和分析,结果如图 10(a) ~ 图 10(c) 所示。

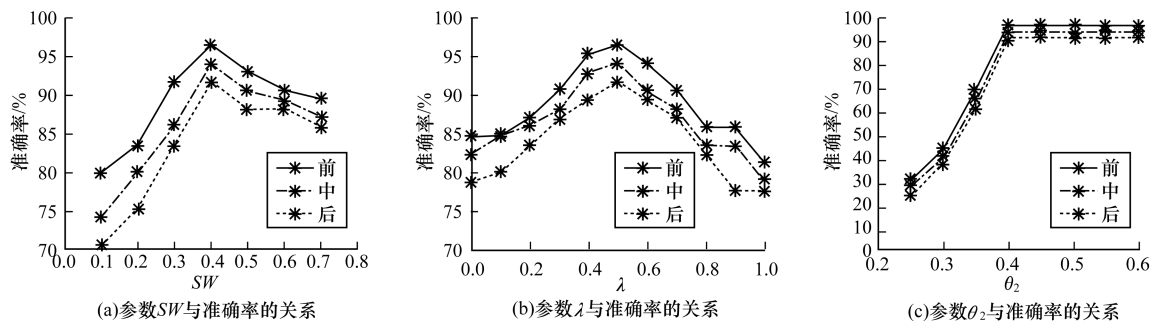
图 10 SW, λ, θ_2 参数的不同设置与准确率关系

图 10(a) 显示了参数与准确率的关系,在 $SW = 0.4$ 时准确率最高,说明此时对目标的聚类检测效果最好。当参数较小或较大时,会影响对目标的检测,进而降低了最终攀爬检测的准确率。图 10(b) 显示了参数 λ 与准确率的关系,当 $\lambda = 0.5$ 时,攀爬检测效果是最好的,这时光流映射关联概率 P_o^{ij} 和传统

的关联概率 $\beta_j^{i'}$ 对最终的关联概率各有一半的作用。当 $\lambda = 0$ 时,式(13)退化为传统的 JPDA 算法的关联概率公式,此时在不同位置攀爬的检测结果平均准确率约为 82%,当 $\lambda = 1$ 时,最终的关联概率由光流映射关联概率决定,平均准确率约为 79%。关联概率只采用传统的方法或者只利用光流映射关联概

率,都不能进行有效地跟踪,对目标的最终位置有一定影响,进而降低了攀爬检测准确率。从图 10(c)可以看出,当 $\theta_2 \geq 0.4$ 时,准确率是最高的,平均准确率约为 94%。当 $\theta_2 < 0.4$ 时,准确率下降明显,这是因为目标在攀爬时其重心会在一定的幅度内有所上升,当阈值设置较小时,由于条件过于严苛,最终检测到的攀爬结果并不理想。

虽然当 $\theta_2 \geq 0.4$ 时,检测效果都较好,但是阈值 θ_2 的设置对跳跃动作可能会有误检,这里对其平均误检率进行了统计和分析,结果如图 11 所示。从图中可以看出,当 $\theta_2 \geq 0.45$ 时,其不同位置的平均误检率大幅上升,这是因为跳跃动作上升幅度比攀爬动作幅度大,当阈值 θ_2 设置较大时,容易对跳跃动作有所误判。

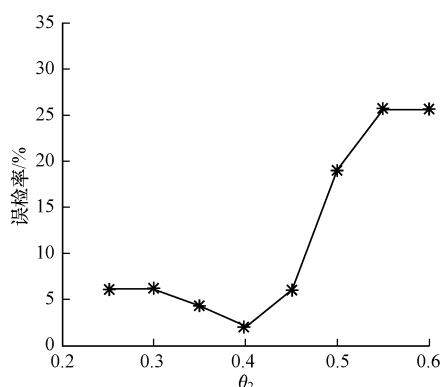


图 11 不同参数设置与误检率关系

7 结束语

针对智能视频监控中的攀爬检测,本文提出一种基于双目立体视觉的攀爬检测方法。在稀疏立体匹配获取特征点的基础上,利用空间点聚类的方法对行人检测和修正的 JPDA 算法进行行人跟踪,同时对轨迹数据和运动方向进行分析和处理,实现了准确的攀爬检测。实验结果表明,该方法具有较好的稳定性和准确性,在参数设置合适时,目标在不同位置攀爬时的检测结果平均准确率约为 94%,平均误检率为 1.57%,能够满足实际场景的监控要求。虽然本文方法采用了稀疏匹配算法,但是速度还是有一定限制,测试视频图像平均处理速度约为每帧 60 ms,将图片缩小为 480 像素 $\times$ 360 像素时方可达到实时处理的效果,但平均准确率将下降约 6%。今后将考虑如何保证准确率和图片大小的情况下在实时性上做进一步研究。

参考文献

- [1] Yousefi A, Dibazar A, Berger T W. Intelligent Fence Intrusion Detection System; Detection of Intentional Fence Breaching and Recognition of Fence Climbing [C]// Proceedings of HST'08. Boston, USA: IEEE Press, 2008: 620-625.
- [2] 吴麻伟, 吴慧娟, 饶云江, 等. 基于多种小波分解方法综合判决的低误报率分布式光纤围栏入侵监测系统[J]. 光子学报, 2011, 40(11): 1692-1696.
- [3] 田晓凤, 于春和. 基于振动传感器的周界围栏报警监控系统设计[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2012, 29(5): 44-47.
- [4] 谢鑫, 吴慧娟, 饶云江. 一种基于光纤布喇格光栅振动传感器的光纤围栏入侵监测系统及其模式识别[J]. 光子学报, 2014, 43(5).
- [5] 陈颖鸣, 陈树越, 张显亭. 智能视频监控中异常行为识别研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(11): 102-105.
- [6] Yu E, Aggarwal J K. Detection of Fence Climbing from Monocular Video [C]// Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China: [s. n.], 2006: 375-378.
- [7] Zhang Z. A Flexible New Technique for Camera Calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [8] Geiger A, Roser M, Urtasun R. Efficient Large-scale Stereo Matching [C]// Proceedings of ACCV '10. Berlin, Germany: Springer, 2011: 25-38.
- [9] 胡珂立. 基于多摄像机立体视觉的目标跟踪算法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2014.
- [10] Kelly P, Cooke E, O'Connor N, et al. Pedestrian Detection Using Stereo and Biometric Information [C]// Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition. Berlin, Germany: Springer, 2006: 802-813.
- [11] Kelly P, O'Connor N E, Smeaton A F. Robust Pedestrian Detection and Tracking in Crowded Scenes [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(10): 1445-1458.
- [12] Lucas B D, Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision [C]// Proceedings of IJCAI '81. Vancouver, Canada: IEEE Press, 1981: 674-679.
- [13] Arthur D, Vassilvitskii S. K-means ++: The Advantages of Careful Seeding [C]// Proceedings of the 18th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms. New York, USA: ACM Press, 2007: 1027-1035.
- [14] Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar Tracking of Multiple Targets Using Joint Probabilistic Data Association [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1983, 8(3): 173-184.
- [15] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based Object Tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.

编辑 索书志