

强视差下的移动相机运动目标检测

丁 祺 顾国华 徐富元 任 侃 钱惟贤 陈 钱

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 为了降低强视差下移动相机运动目标检测的虚警率,提出了一种基于深度约束方程的运动目标检测方法。重点研究了二维图像坐标系到三维世界坐标系之间的关系,并根据图像深度信息和摄影几何原理,结合前后两帧图像和相机内部参数,提出了深度约束方程。深度约束方程包含了图像灰度信息和深度信息,利用深度约束方程可以有效地去除因相机移动产生的视差对目标检测的影响。利用该方法对实际的图像序列进行了分析与处理,并与相关算法进行了对比分析,实验结果表明该方法能够消除移动相机下由于视差造成的虚警,提高移动平台运动目标检测的准确性。

关键词 机器视觉;深度约束方程;摄影几何;移动相机;运动目标检测

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.091501

Moving Target Detection on Moving Camera with the Presence of Strong Parallax

Ding Qi Gu Guohua Xu Fuyuan Ren Kan Qian Weixian Chen Qian

*School of Electronic & Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing, Jiangsu 210094, China*

Abstract In order to reduce the strong parallax false alarm rate of the moving target detection on a moving camera, a moving target detection method based on depth constraint equation is proposed. The relationship between two-dimensional image coordinate and three-dimensional world coordinate is mainly studied. According to the image depth information and photography geometry theory, with the two frames image coordinates and the camera internal parameters, the depth constraint equation is established. The depth constraint equation includes gray value and depth information of image. Using the depth constraint equation to detect moving target can effective avoid the influence caused by moving camera. Experiments are performed based on actual image sequence, and related algorithm is compared and analyzed. Experimental results indicate that the proposed method can avoid the parallax false alarm and improve the precision of moving target detection on a moving camera is improved.

Key words machine vision; depth constraint equation; photography geometry; moving camera; moving target detection

OCIS codes 150.1135; 100.2000; 150.4232; 330.1880

1 引 言

运动目标检测是计算机视觉,视频处理的基础,是智能导航,目标识别与跟踪的关键技术。随着手持智能设备与物联网的不断发展,移动相机的运动目标检测问题成为了急需解决的关键问题。其中要解决的难题有两个:1)相机本身在运动,从一个运动的背景中检测出运动目标是一个比较困难的过程;2)移动设备经常在强视差环境下使用,很容易出现虚警。

从二维图像得到视差信息是一个很难的过程。传统的移动相机运动目标检测系统只能局限于航拍,远距离监控等视差几乎可以忽略的情况^[1-5],强视差环境下往往虚警率较高。很多国内外学者针对此类问题做

收稿日期: 2015-03-03; 收到修改稿日期: 2015-05-04; 网络出版日期: 2015-08-18

基金项目: 江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20130769)

作者简介: 丁 祺(1990—),男,硕士研究生,主要从事红外图像处理和红外目标搜索跟踪方面的研究。

E-mail: dingqi911@hotmail.com

导师简介: 顾国华(1966—),男,博士,研究员,博士生导师,主要从事红外目标探测与识别及红外成像等方面的研究。

E-mail: gghnjust@163.com

了深入的研究,大多数方法是通过计算光流或者特征点匹配进行运动目标检测,也有学者通过从连续图像中推导场景的运动模型来进行运动目标检测。如文献[6]提出了基于场景先验假设的光流边界约束,该方法利用运动目标随时间变化的流矢量特性在图像序列中检测运动区域,但对噪声较敏感;文献[7]主要考虑图像单应性关系,利用低秩原理实现运动目标的检测,效果较好,但无法区分运动区域和强视差区域;文献[8]提出了多帧单目基础矩阵约束,采用光流法实现多帧之间的匹配,但运算复杂,很难保证实时性;文献[9]提出在背景更新与目标检测过程中使用不同的参数,并且每个分布模式引入最新样本值特征,从而降低背景误检率,但在强视差场景下虚警率较高;文献[10]提出了梯度抑制法,利用视差像素主要出现在背景边缘这一特点,算法简单且效果较好,但当图像帧间存在大角度旋转的时候,视差不能完全被滤除;文献[11-12]提出了一种以单应矩阵诱导的主平面+视差的运动目标分割方法,能明显降低虚警率,但算法框架复杂,且存在一定的退化情况。

为了克服以上问题,本文提出了一种新的深度约束方程。结合图像深度信息和灰度信息得到深度约束方程,不同于大部分传统运动目标检测算法,深度约束方程并不是基于极线约束或单应约束,而是充分利用图像深度信息,结合灰度信息,得到一种新的深度约束来进行运动目标检测,利用深度约束方程进行运动目标检测,可以有效的去除因相机移动产生的视差对运动目标检测的影响,降低虚警率;并提出了一种新的运动相机下目标检测方法的实现过程,该方法不仅将深度约束方程应用到目标检测的框架中,而且可以在多种深度探测器的平台上实现。

2 深度约束推导

2.1 相机模型

针孔相机模型^[13]如图1所示,其中 C 是相机光心, c 是主点, Π 是成像平面, P 是世界坐标系中的一点, p 是 P 在成像平面上的像, f 是相机焦距, (m,n) 是主点坐标。

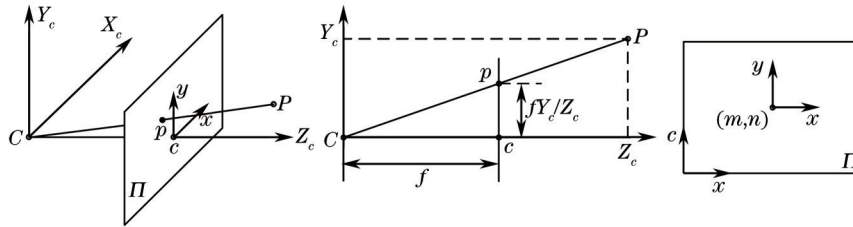


图1 针孔相机模型

Fig.1 Pin hole camera model

由图1可以得到图像坐标系和相机坐标系之间的关系:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{bmatrix} f_x & s & m & 0 \\ 0 & f_y & n & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} K [I|0], \quad (1)$$

式中 f_x, f_y 分别为以 x, y 方向的像素量纲表示的相机沿 x, y 方向的焦距, s 为扭曲参数, K 为相机内部参数, I 为单位矩阵。

由图2可以得到相机坐标系和世界坐标系之间的关系:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中 \mathbf{R} 为 3×3 的旋转矩阵, \mathbf{t} 为 3×1 的平移矩阵。

将(2)式带入(1)式,得到图像坐标系和世界坐标系之间的关系:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K [\mathbf{R} \quad \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 $(u, v, 1)$ 为图像上点的齐次坐标, $(X_w, Y_w, Z_w, 1)$ 为该点对应的世界坐标系中的齐次坐标, Z_c 为该点在相机坐标系下的深度信息。

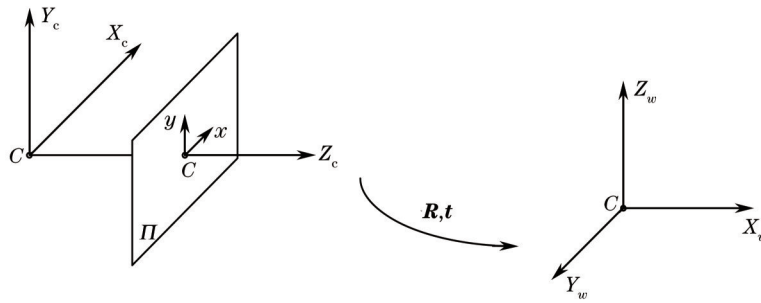


图2 相机坐标系和世界坐标系之间的欧氏变换

Fig.2 Transformation between camera coordinate and world coordinate

2.2 深度约束方程的建立

设第一帧图像对应的相机坐标系为世界坐标系, 根据(3)式有:

$$Z_{c1} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \tag{4}$$

由(4)式解出世界坐标系下的点坐标:

$$\begin{cases} X_w = \frac{sn - sv_1 + f_y u_1 - f_y m}{f_x f_y} Z_{c1} \\ Y_w = \frac{v_1 - n}{f_y} Z_{c1} \\ Z_w = Z_{c1} \end{cases} \tag{5}$$

由于相机本身在运动, 拍摄第二帧图像时, 相机的位置相对于拍摄第一帧的位置发生了变化, 两帧之间的相机运动可以由旋转矩阵和平移矩阵来描述^[14-15], 如图3所示, 其中 C_1, C_2 分别是拍摄两帧图像时相机光心的位置, Z_{c1}, Z_{c2} 分别是点 P 在两帧图像对应的相机坐标系 Z_c 轴上的投影, 即两帧的深度信息, p_1, p_2 分别是 P 在两帧图像上成的像。

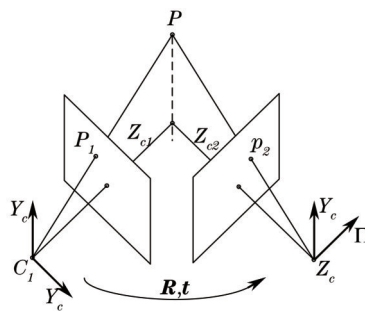


图3 两帧之间的相机运动

Fig.3 Camera motion between two frames

根据(3)式, 得到第二帧图像上的点与世界坐标系的关系:

$$Z_{c2} \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} R & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \tag{6}$$

将 $R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix}$, $t = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix}$ 代入(6)式, 并整理成 $AX=B$ 的形式, 将第二帧图像各个像素点的深度信息 Z_{c2}

放在等式的右边, 得到深度约束方程:

$$\begin{bmatrix} X_w f_x & Y_w f_x & Z_w f_x & X_w s & Y_w s & Z_w s & X_w m & Y_w m & Z_w m & f_x & s & m \\ 0 & 0 & 0 & X_w f_y & Y_w f_y & Z_w f_y & X_w n & Y_w n & Z_w n & 0 & f_y & n \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & X_w & Y_w & Z_w & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \\ r_4 \\ r_5 \\ r_6 \\ r_7 \\ r_8 \\ r_9 \\ t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{c2} u_2 \\ Z_{c2} v_2 \\ Z_{c2} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

因此相对于单应性约束来说,深度约束对于每一个像素点都计算其相对于相机的世界坐标系距离,而不是将目标与背景都映射到同一个主平面上。因此,利用深度约束方程进行运动目标检测可以完全消除视差的影响。通过以上推导可知,世界坐标系中静止的背景点和强视差点都满足深度约束方程,而运动目标点不满足深度约束方程。

3 实现过程

实现步骤如图4所示,假设运动目标可以由特征点表示^[16],相机内部参数 K 可通过相机标定^[17]得到。具体步骤如下。

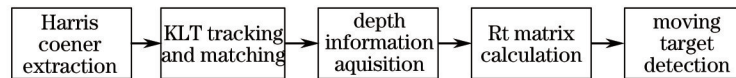


图4 运动目标检测流程图

Fig.4 Moving target detection flow chart

- 1) 利用 Harris 算法^[18-20]对图像进行角点提取,得到运动目标角点和背景角点的坐标,角点阈值选取为经典阈值 0.05;
- 2) 利用 KLT 算法^[21-23]对提取出的角点进行匹配,得到同一个角点在前后两帧图像中对应的坐标位置;
- 3) 利用深度探测器(Xtion, 激光雷达, 深度相机等)提取所有匹配角点的深度信息 Z_c ;
- 4) 将所有匹配角点的坐标和深度信息带入(7)式,利用最小二乘法计算出 R, t 矩阵,得到适用于当前帧的深度约束方程;
- 5) 利用深度约束方程进行运动目标检测。利用(7)式深度约束方程得到的角点坐标与对应的深度信息的乘积 $(\tilde{Z}_{c2} \tilde{u}_2, \tilde{Z}_{c2} \tilde{v}_2, \tilde{Z}_{c2})$; 将第二帧图像上角点坐标与对应的深度信息的乘积 $(Z_{c2} u_2, Z_{c2} v_2, Z_{c2})$ 和利用深度约束方程估计出来的 $(\tilde{Z}_{c2} \tilde{u}_2, \tilde{Z}_{c2} \tilde{v}_2, \tilde{Z}_{c2})$, 计算出两点之间的距离:

$$D(i) = \sqrt{(Z_{c2} u_2 - \tilde{Z}_{c2} \tilde{u}_2)^2 + (Z_{c2} v_2 - \tilde{Z}_{c2} \tilde{v}_2)^2 + (Z_{c2} - \tilde{Z}_{c2})^2}. \quad (8)$$

最后,将 $D(i)$ 归一化得到 $D_{nor}(i)$ 并对这两个距离进行判断,并选取自适应阈值:首先对 $D(i)$ 进行判断,根据理论推导和实际经验,由于存在两帧图像之间的匹配误差,小于 25 的 $D(i)$ 是图像匹配误差造成的,不能认为是目标运动造成的;其次对 $D_{nor}(i)$ 进行判断,本文归一化阈值选取为 0.7。结合未归一化的距离阈值和归一化距离阈值,若 $D(i) > 25$ 且 $D_{nor}(i) < 0.7$, 则判断该距离对应的点为运动目标,反之,则判断该距离对应的点为背景,这样的阈值选取方法由于设置了未归一化阈值,降低了虚警率;由于引入了归一化阈值,从而可以对不同的场景自适应,实现运动目标检测。

4 实验与分析

将本文算法框架用 Matlab 2012b 实现,实验平台为 Intel 4210M 处理器,8 G 内存的 PC 机,实验利用图像大小为 640 pixel×480 pixel,帧频为 30 Hz 的 Xtion 三维传感器进行视频拍摄和深度信息提取。实验分别采取定性和定量的方法,验证本文算法在实际应用中的性能。

4.1 定性分析

如图5所示,为了突出本文算法在强视差下的性能,利用三脚架模拟了强视差环境,在相机向左平移且同时逆时针旋转的情况下,坦克模型自左向右运动。其中框1为运动的坦克模型,框2为高约1 m的三脚架,框3为静止的背景。

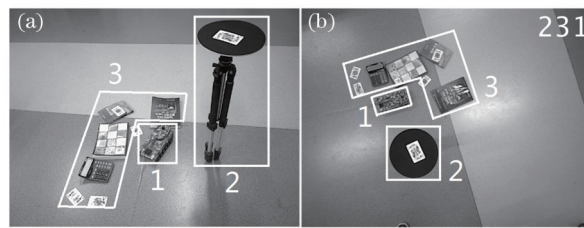


图5 强视差实验环境。(a) 侧视图; (b) 俯视图

Fig.5 Strong parallax experimental environment. (a) Side view; (b) top view

由于传统算法基本上都是基于极线约束和单应性约束,因此选取利用极线约束^[24-25]和利用单应性约束^[26]实现运动目标检测的两种现有算法做比较。三种算法的运动目标检测结果如图6所示。

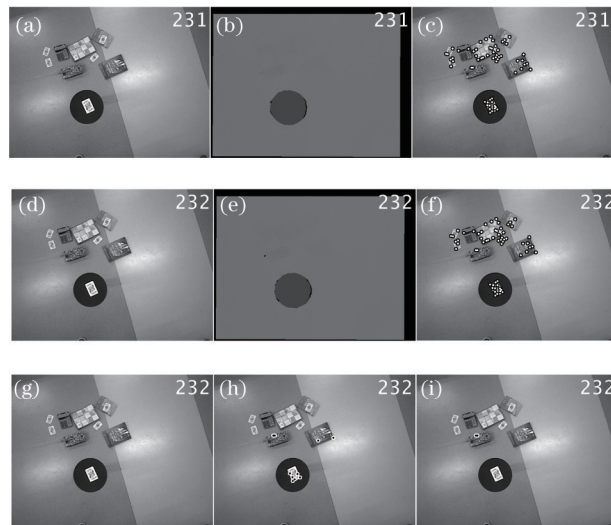


图6 三种算法对比结果。(a) 第231帧原始图像; (b) 第231帧深度图像; (c) 第231帧角点检测结果; (d) 第232帧原始图像; (e) 第232帧深度图像; (f) 第232帧角点检测结果; (g) 极线约束检测结果; (h) 单应性约束检测结果; (i) 本文方法检测结果

Fig.6 Comparison results of three methods. (a) The 231th original image; (b) the 231th depth image; (c) result of the 231th corner detection; (d) the 232th original image; (e) the 232th depth image; (f) result of the 232th corner detection; (g) detection result of epipolar constraint; (h) detection result of homography constraint; (i) detection result of proposed method

图6(g)~(i)分别是基于极线约束、单应性约束和本文算法的运动目标检测的检测结果,黑色的点表示检测到的运动角点。明显看出,由于存在退化情况,即相机与目标在同一个平面运动时,不能检测出运动目标,因此极线约束没有检测出运动目标;而单应性约束将两帧图像上的点映射到同一个平面上,没有考虑视差,存在视差造成的虚警,因此单应性约束检测出了运动目标,但同时检测到了强视差区域;深度约束由于结合了图像的灰度信息和深度信息,避免了相机与目标在同一个平面运动时的漏检,同时排除了视差的影响,可以较好地进行移动平台运动目标检测。

利用距离相机较近的小车模型作为强视差的来源,在相机向左平移且同时逆时针旋转的情况下,坦克模型自左向右运动。用本文算法对连续三帧视频进行运动目标检测结果如图7所示。

图7(c)、图7(f)、图7(i)分别为三帧图像的检测结果,黑色的点表示检测到的运动角点。明显看出,本文算法将三帧图像中的运动角点全部正确地检测出来了,而强视差角点没有被检测出来。

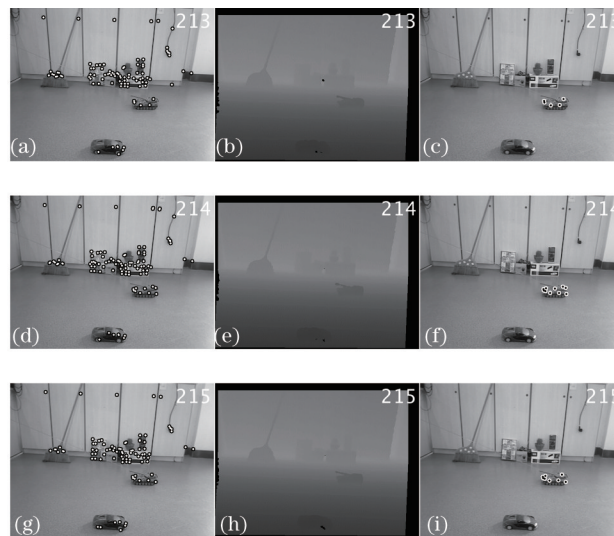


图7 连续三帧检测结果。(a) 第213帧角点检测结果; (b) 第213帧深度图像; (c) 第213帧运动检测结果; (d) 第214帧角点检测结果; (e) 第214帧深度图像; (f) 第214帧运动检测结果; (g) 第215帧角点检测结果; (h) 第215帧深度图像; (i) 第215帧运动检测结果

Fig.7 Detection result of three continuous frames. (a) Result of the 213th corner detection; (b) the 213th depth image; (c) result of the 213th moving detection; (d) result of the 214th corner detection; (e) the 214th depth image; (f) result of the 214th moving detection; (g) result of the 215th corner detection; (h) the 215th depth image; (i) result of the 215th moving detection

为了验证算法在多运动目标的情况下的性能,利用距离相机较近的彩色包装盒作为强视差的来源,坦克模型和小车模型自左向右运动。在相机向左平移和向后平移的情况下,分别对本文算法性能进行验证。相机向左平移情况的连续九帧图像检测结果如图8所示。

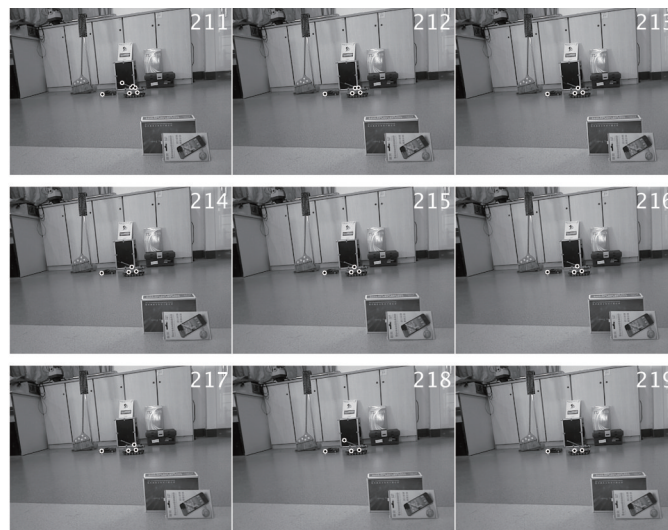


图8 连续九帧多运动目标检测结果

Fig.8 Detection result of 9 continuous frames with multi-moving target

图8中黑色的点表示检测到的运动角点。明显看出,本文算法将九帧图像中的运动角点全部正确地检测出来了,而强视差角点没有被检测出来。

相机向后平移情况的连续九帧图像检测结果如图9所示。

图9中黑色的点表示检测到的运动角点。明显看出,本文算法将九帧图像中的运动角点全部正确地检测出来了,而强视差角点没有被检测出来。

4.2 定量对比

为了在理想环境下定量地分析本文算法的性能,如图10所示,利用标准棋盘格进行实验,同样利用三脚架模拟强视差环境,在相机向左平移且同时逆时针旋转的情况下,一辆覆盖有棋盘格的小车模型自左向右移动。

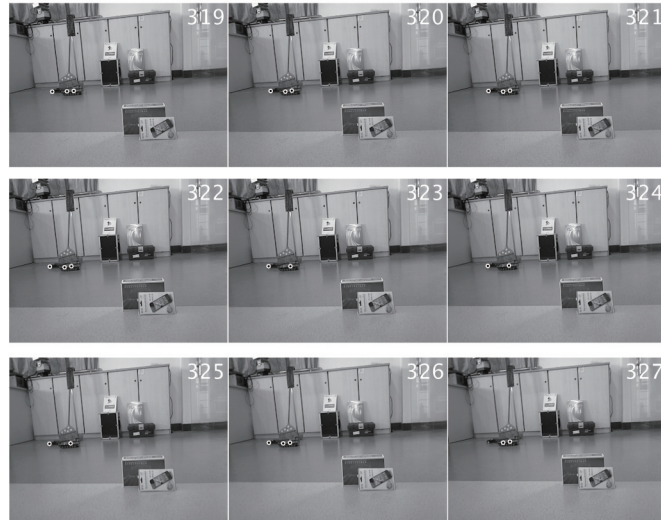


图9 连续九帧相机向后平移的检测结果

Fig.9 Detection results of nine continuous frames with the camera moving back

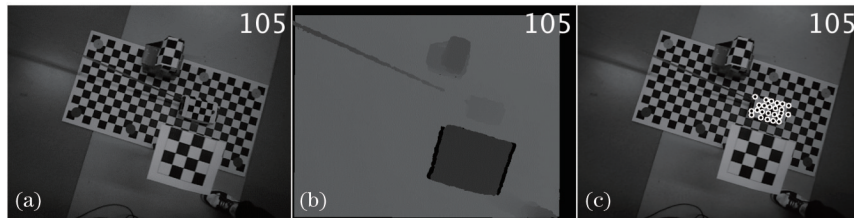


图10 定量实验强视差环境。(a) 原始图像; (b) 深度图像; (c) 手动标出的运动角点

Fig.10 Strong parallax environment for the quantitative experiment. (a) Original image;

(b) depth image; (c) manually labeled moving corners

随机选取 20 帧图像, 手动标记出运动目标角点, 即图 10(c) 中黑色的点, 记为 C_m^t , 其中 t 表示第 t 帧; 对选取出来的 20 帧图像进行运动目标检测, 将每帧计算出来的运动目标的角点记为 C_d^t 。定义 $D(t)$ 表示第 t 帧的检测率:

$$D(t) = \frac{N(C_m^t \cap C_d^t)}{N(C_d^t)}. \quad (9)$$

定义 $P(t)$ 表示第 t 帧的精确率:

$$P(t) = \frac{N(C_m^t \cap C_d^t)}{N(C_m^t)}, \quad (10)$$

式中 N 表示集合中点的个数。用(9)式来描述算法的检测率, 即检测到的是运动目标的角点占真实运动目标角点的比例; 用(10)式来描述算法的精确率, 即检测到的是运动目标的角点占所有检测出来的角点的比例(反比于虚警率)。检测率和精确率的值越高表示该算法的性能越好^[27]。将 20 帧图像的算法检测率和算法精确率绘制成折线图, 如图 11 所示。

从图 11(a) 中可以看出, 本文算法的检测率明显高于极线约束算法, 略高于单应性约束算法, 极线约束算法出现了明显的漏检; 从图 11(b) 中可以看出, 本文算法的精确率明显高于单应性约束算法, 略高于极线约束算法, 单应性算法出现了明显的虚警。本文算法在检测率和精确率上都有良好的性能。

5 结 论

移动相机运动目标检测是复杂背景下目标探测、识别、跟踪的重要技术。提出了一种强视差下的移动相机运动目标检测方法, 该方法结合图像的灰度信息和深度信息, 建立深度约束方程, 通过判断图像上的点是否满足深度约束方程来进行运动目标检测。实验表明, 该方法不仅检测率较高, 而且提出的深度约束方程可以有效地去除因相机移动产生的视差对目标检测的影响。

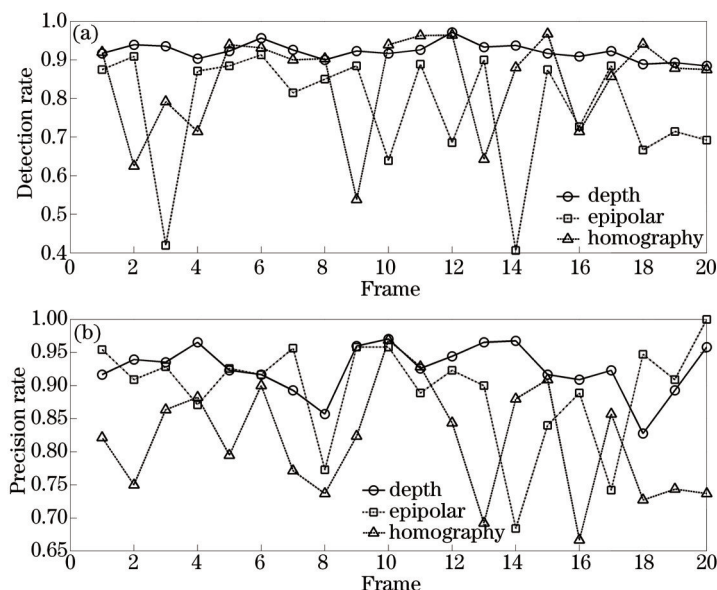


图 11 (a) 检测率比较; (b) 精确率比较

Fig.11 (a) Comparison of the detection rate; (b) comparison of the precision rate

参考文献

- 1 Zhang Y, Kiselewich S J, Bauson W A, *et al.*. Robust moving object detection at distance in the visible spectrum and beyond using a moving camera[C]. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2006, 1(1): 131-139.
- 2 Kim W J, Kweon I S. Moving object detection and tracking from moving camera[C]. IEEE 2011 8th International Conference, 2011, 1(1): 758-759.
- 3 Yu Q, Medioni G. Motion pattern interpretation and detection for tracking moving vehicles in airborne video[C]. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, 1(1): 2671-2678.
- 4 Cheraghi S A, Sheikh U U. Moving object detection using image registration for a moving camera platform[C]. IEEE International Conference, 2012, 1(1): 355-359.
- 5 Shen H, Li S, Zhu C, *et al.*. Moving object detection in aerial video based on spatiotemporal saliency[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(5): 1211-1217.
- 6 Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95(2): 238-259.
- 7 Zhou X, Yang C, Yu W. Moving object detection by detecting contiguous outliers in the low-rank representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(3): 597-610.
- 8 Dey S, Reilly V, Saleemi I, *et al.*. Detection of Independently Moving Objects in Non-Planar Scenes via Multi-Frame Monocular Epipolar Constraint[M]. Heidelberg: Springer, 2012: 860-873.
- 9 He Liangming, Tan Ronghua, Gong Siliang, *et al.*. Improved Gaussian mixture background model in dynamic scene[J]. Computer Engineering, 2012, 38(8): 10-15.
何亮明, 覃荣华, 巩思亮, 等. 动态场景中的改进混合高斯背景模型[J]. 计算机工程, 2012, 38(8): 10-15.
- 10 Reilly V, Idrees H, Shah M. Detection and Tracking of Large Number of Targets in Wide Area Surveillance[M]. Heidelberg: Springer, 2010: 186-199.
- 11 Vavilin A, Jo K H. Moving object detection and camera motion analysis from moving camera[C]. Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, 2012, 1(1): 4171-4176.
- 12 Chwa D, Dani A, Kim H, *et al.*. Camera motion estimation for 3-D structure reconstruction of moving objects[C]. 2012 IEEE International Conference, 2012, 1(1): 1788-1793.
- 13 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- 14 A Goldstein, R Fattal. Video stabilization using epipolar geometry[J]. ACM Transactions on Graphics. 2012, 31(5): 126.
- 15 Newcombe R A, Davison A J. Live dense reconstruction with a single moving camera[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, Conference on IEEE, 2010: 1498-1505.

- 16 Guo Li, Liao Yu, Chen Weilong. An improved registration algorithm on video super resolution reconstruction[J]. Journal of Hubei University for Nationalities, 2010, 28(2): 177-180.
郭黎, 廖宇, 陈为龙. 基于改进 SIFT 的视频超分辨率重建快速配准算法研究[J]. 湖北民族学院学报, 2010, 28(2): 177-180.
- 17 Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2000, 22(11): 1330-1334.
- 18 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]. Alvey Vision Conference, 1988, 15: 50.
- 19 Derpanis K G. The harris corner detector[J]. York University, 2004.
- 20 Orguner U, Gustafsson F. Statistical characteristics of harris corner detector[C]. Proceedings of IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing, 2007: 26-29.
- 21 Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Forward- backward error: Automatic detection of tracking failures[C]. IEEE International Conference, 2010, 1(1): 2756-2759.
- 22 Shi J, Tomasi C. Good features to track[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 1994 1(1): 593-600.
- 23 Chen Haixin, Gu Guohua, Qian Weixian, *et al.*. A method for moving target detection on a moving camera in the presence of a strong parallax[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(5): 0509002.
陈海欣, 顾国华, 钱惟贤, 等. 一种运动相机强视差下运动目标检测方法[J]. 中国激光, 2014, 41(5): 0509002.
- 24 Moisan L, Stival B. A probabilistic criterion to detect rigid point matches between two images and estimate the fundamental matrix[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(3): 201-218.
- 25 Valgaerts L, Bruhn A, Mainberger M, *et al.*. Dense versus sparse approaches for estimating the fundamental matrix[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 96(2): 212-234.
- 26 Eshel R, Moses Y. Homography based multiple camera detection and tracking of people in a dense crowd[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Conference on, 2008: 1-8.
- 27 Nascimento J C, Marques J S. Performance evaluation of object detection algorithms for video surveillance[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2006, 8(4): 761-774.

栏目编辑: 苏 岑