

一种适应相机抖动的运动目标检测方法

屠礼芬* 彭 祺 仲思东

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘 要: 针对自然环境下运动目标检测时相机抖动问题, 该文提出一种背景自适应方案。首先用 Harris 算子检测背景帧和当前帧感兴趣区域的角点, 并在小范围内采用相关法和松弛法获取若干稳定的匹配点对。然后通过匹配点对的偏移量来估计相机的抖动参数, 恢复出与当前帧匹配的背景帧。最后使用基于多分辨率金字塔模型的背景差分算法来检测运动目标, 去除环境中的动态背景噪声和图像模糊引入的较小的相机偏移量估计误差。用公共测试图像的相机抖动序列对该算法进行了验证, 并与当前较为先进的算法定性和定量地进行了比较, 实验结果表明, 该算法可以有效地解决自然环境下相机抖动问题, 检测效果评价参数优于当前的算法。

关键词: 运动目标检测; 相机抖动; 角点提取; 特征点匹配; 背景偏移估计

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)08-1914-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01564

A Moving Object Detection Method Adapted to Camera Jittering

Tu Li-fen Peng Qi Zhong Si-dong

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: According to the problem of camera jittering under natural environments when detecting moving objects, a background adaptive scheme is proposed in the paper. First, the Harris operator is used to detect corners in the region-of-interest for background and foreground image respectively. A correlation and relaxation method is also applied to a small region to obtain several stable matched points. Then, the camera jitter parameter is estimated with offsets of these matched points and used to recover background image to match against the current image. At last, background difference algorithm based on the multi-resolution pyramid is adopted to detect moving object. It can remove the environment dynamic background noises and some small offset estimation errors caused by image blurring. The proposed algorithm is verified with camera jittering sequence of the public test image and compared with several state-of-the-art algorithms qualitatively and quantitatively. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can solve the problem of camera jittering in natural environment effectively. The detected effect evaluation parameter is better than the current algorithms.

Key words: Moving object detection; Camera jittering; Corner detection; Feature points matching; Background offset estimation

1 引言

运动目标检测的目的是通过分析视频序列图像提取场景中的运动前景。它是机器视觉领域研究的基础, 在智能视频监控、运动目标跟踪、步态识别等应用中, 能有效地分割出运动目标^[1-3]。因此, 国内外学者对于该领域的研究比较活跃, IEEE Change Detection Workshop (CDW) 在 2012 年 CVPR 国际会议上对近年来运动目标检测的研究成果进行了评价并总结成文^[4]。为了使该课题的研究具有普适性, CDW 提供了 6 类公共视频序列并将各

种算法对不同序列进行了测试^[5]。研究结果表明, 目前的算法对于动态背景和相机抖动两类视频序列的检测精度较低。自然环境下进行运动目标检测时, 由于自然风、地面震动等原因, 大部分情况都会存在以上两类问题, 所以提出适应动态背景及相机抖动的运动目标检测算法是十分有必要的。

对于树叶、水面晃动等动态背景, 属于高频噪声, 文献[6]提出一种基于多分辨率高斯金字塔模型的运动目标检测方案, 可以有效地解决该问题。但是对于每一帧图像而言, 相机抖动会导致整幅图像偏移, 属于低频噪声, 要克服抖动, 就需要根据当前帧与背景帧的特征来补偿偏移。本文提出一种相机抖动自适应(ACJ)方案, 首先获取背景帧和当前帧若干稳定的匹配点对, 然后通过匹配点对的偏移

2012-11-30 收到, 2013-02-01 改回

国家自然科学基金(40971219)和中央高校基本科研业务费专项资金(T201221207, 201121202020005)资助课题

*通信作者: 屠礼芬 tulifen_0301@163.com

量来估计相机的偏移量,进而恢复出与当前帧匹配的背景图像,最后使用多分辨率金字塔模型来检测运动目标,可以有效地解决自然环境下动态背景和相机抖动问题。

2 相机抖动自适应方案

在进行运动目标检测时,相机抖动是很常见的,它会导致当前帧与背景帧之间发生偏移,用背景差分算法检测运动目标,就会使大量的背景被误检测为前景,图1所示为目前较先进的算法PBAS^[7]检测的结果。图1(a)为相机在不同环境下采集的图像,图1(b)和图1(c)分别为其对应的真实值和检测结果。对比可知,该算法可以较完整地提取运动目标,但是由于相机抖动引入的误检测区域也是比较多的。

从图1的检测结果可以发现,相机抖动没有改变图像的局部特征,只是在位置上发生了平移,引入的噪声是一种呈片区状的低频噪声。如果可以估计出相机平移量,就可以恢复出与当前帧位置相匹配的背景帧,从而克服相机抖动的影响。本文提出的一种适应相机抖动的运动目标检测方案,通过比较当前帧与背景帧的局部特征来实现,其流程图见图2,首先采用Harris角点检测算法^[8]分别提取当前帧与背景帧感兴趣区域的角点,在一个较小的区域内进行匹配并通过松弛法^[9]去除误匹配点对,保留稳定的特征点对。然后通过这些匹配点对的位置差异

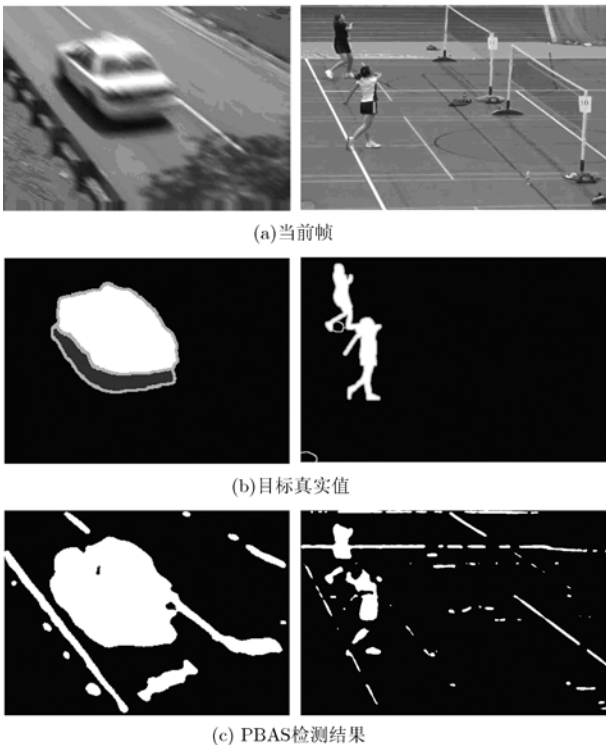


图1 运动目标检测

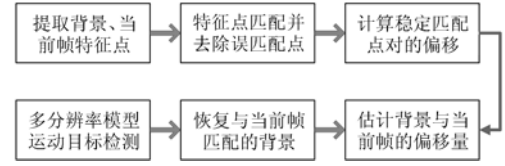


图2 算法流程图

估计出当前帧的偏移量并恢复出与当前帧匹配的背景帧。最后使用基于多分辨率金字塔模型的运动目标检测算法去除自然环境中的动态噪声和背景恢复过程中引入的像素级别的噪声,分割出精度较高的运动目标。

2.1 获取稳定特征点对

Harris算子是基于信号的点特征提取算子,其角点响应函数为

$$C_{RF}(u, v) = \det[\hat{C}] - k \cdot \text{trace}^2[\hat{C}] \quad (1)$$

其中 $\hat{C} = \begin{bmatrix} \hat{I}_u^2 & \hat{I}_u \hat{I}_v \\ \hat{I}_u \hat{I}_v & \hat{I}_v^2 \end{bmatrix}$, \hat{I} 表示平滑灰度图像 $I(u, v)$,

I_u 和 I_v 表示 u 和 v 方向的偏导数, k 为经验值,通常取 $0.04 \sim 0.06$ 之间。不同的 k 值将检测到不同数量的特征点,影响最终匹配结果,在本小节末尾将会给出其结果的影响。

特征点的匹配分为两步进行,首先使用相关法进行初匹配。如图3所示,以背景帧 I_B 中的任意一个角点 m_1 为中心选择大小为 $(2n+1) \times (2m+1)$ 的相关窗口。然后在当前帧 I_C 中与 m_1 对应的位置选择一个大小为 $(2d_u+1) \times (2d_v+1)$ 的矩形窗作为搜索区域,对 I_C 中位于该区域内的角点 m_2 与 m_1 进行相关匹配运算。相关窗口和搜索区域越大,会使匹配精度提高,但也会显著地提高运算的时间和空间复杂度。自然环境下,背景和当前帧特征会较明显,通常不会出现大面积相同或相似的表面,故相关窗口取一个较小的值就可以满足要求。由于相机的抖动一般不会太大,匹配点对在背景帧和当前帧的位置是比较近的,所以在进行相关运算时,搜索区域可以控制的比较小,因此可以迅速地降低计算量,提高算法效率。本文中,相关窗口设定为 $n = m = 7$,搜索区域设置为 $d_u = d_v = 20$ 。

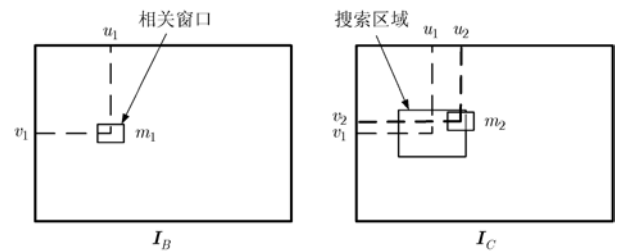


图3 相关法搜索示意图

相关值运算定义为

$$S_{\text{core}}(m_1, m_2) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m \left[I_B(u_1 + i, v_1 + j) - \overline{I_B(u_1, v_1)} \right] \cdot \left[I_F(u_2 + i, v_2 + j) - \overline{I_F(u_2, v_2)} \right] / \left[(2n+1)(2m+1) \sqrt{\sigma^2(I_B) \times \sigma^2(I_F)} \right] \quad (2)$$

其中 $\overline{I_k(u, v)} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m \frac{I_k(u+i, v+j)}{(2n+1)(2m+1)}$ 是图

像 $I_k(k=B, F)$ 中点 (u, v) 的平均值, $\sigma(I_k)$ 是点 (u, v) 在 $(2n+1) \times (2m+1)$ 区域内的标准差。

$$\sigma(I_k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_k^2(u, v)}{(2n+1)(2m+1)} - \overline{I_k(u, v)}^2} \quad (3)$$

当相关值大于 T 时, 将该点选为候选匹配点, T 越大, 匹配精度越高, 但获得的匹配对会越少。视频序列是动态数据, 图像的亮度、噪声受环境影响较大, 故当前帧与背景帧之间是有差异的。实验表明, T 取值为 0.8 可以获得较好的结果, 能够在保证匹配精度的前提下有足够多的匹配点对。对于背景帧和当前帧中的每个角点, 都会有若干个与之匹配的点集, 要得到正确的匹配点对, 还需要去除误匹配点, 在一个区域内, 仅保留匹配度最高的一对稳定点, 可以采用松弛匹配法实现。对于一个候选匹配点对 (m_{1i}, m_{2j}) , m_{1i}, m_{2j} 分别是背景帧和当前帧中的点, 以其为中心考虑半径为 R 的圆邻域 $N(m_{1i})$ 和 $N(m_{2j})$ 。如果 (m_{1i}, m_{2j}) 匹配正确, 那么在 m_{1i} 和 m_{2j} 的邻域内还会存在很多其它的匹配点对 (n_{1k}, n_{2l}) , 并且 n_{1k} 和 m_{1i} 与 n_{2l} 和 m_{2j} 的相对位置一致, 否则为误匹配点。半径 R 越大, 计算复杂度越高, 精度越高。相机的抖动一般较小, 故匹配点对之间的偏移量不会太大, 本文中 R 取为图像宽度的 $1/8$ 。候选匹配点对的匹配强度 S_M 定义为

$$S_M(m_{1i}, m_{2j}) = c_{ij} \sum_{n_{1k} \in N(m_{1i})} \left[\max_{n_{2l} \in N(m_{2j})} \frac{c_{kl} \delta(m_{1i}, m_{2j}; n_{1k}, n_{2l})}{1 + d_{ist}(m_{1i}, m_{2j}; n_{1k}, n_{2l})} \right] \quad (4)$$

c_{ij} 和 c_{kl} 分别是点对 (m_{1i}, m_{2j}) 和 (n_{1k}, n_{2l}) 的相关值 S_{core} , $d_{ist}(m_{1i}, m_{2j}; n_{1k}, n_{2l})$ 是匹配点对的平均距离, 表示为

$$d_{ist}(m_{1i}, m_{2j}; n_{1k}, n_{2l}) = \frac{[d(m_{1i}, n_{1k}) + d(m_{2j}, n_{2l})]}{2} \quad (5)$$

其中 $d(m, n)$ 表示欧几里德距离。如果 (n_{1k}, n_{2l}) 是一对候选匹配并且与 (m_{1i}, m_{2j}) 的相关距离 r 小于 ε_r ,

则 $\delta(m_{1i}, m_{2j}; n_{1k}, n_{2l}) = e^{-r/\varepsilon_r}$, 否则为 0。其中 $\varepsilon_r = 0.3$,

$r = \frac{|d(m_{1i}, n_{1k}) - d(m_{2j}, n_{2l})|}{d_{ist}(m_{1i}, m_{2j}; n_{1k}, n_{2l})}$ 。当出现多个 n_{1k} 对应同

一个 n_{2l} 时, 为了保证 S_M 的对称性, 只保留相关值最大的一个点。

定义能量函数 $J = \sum_{(m_{1i}, m_{2j})} S_M(m_{1i}, m_{2j})$, 表示

所有匹配点对的匹配强度和, 松弛法去除误匹配就是最小化 J 。用 $\{P_i\}$ 表示背景帧与当前帧中含有最大 S_M 的匹配点对, 称为“潜在匹配”。建立两个表, 表 T_{S_M} 降序保存每一个 P_i 的 S_M 值, 表 T_{U_A} 用来衡量每个 P_i 有多大的不确定性, 定义为

$$U_A = 1 - S_M^{(2)} / S_M^{(1)} \quad (6)$$

其中 $S_M^{(1)}$ 是 P_i 的 S_M , $S_M^{(2)}$ 是次好的候选匹配的 S_M , U_A 越大, 表示该匹配对正确的概率越大。 T_{U_A} 也降序排列, 如果潜在匹配对 P_i 同时处于 T_{S_M} 和 T_{U_A} 的前 60%, 认为这对匹配点是正确的。去除误匹配点后, 记第 i 对稳定的特征点在背景帧和当前帧中的坐标分别为 $(b_i.u, b_i.v)$ 和 $(c_i.u, c_i.v)$ 。

图 4(a1), 4(a2)~图 4(c1), 4(c2) 分别为 boulevard 和 traffic 序列在式(1)中 k 取 0.04, 0.05 和 0.06 时的特征点匹配结果, 误匹配点都非常少。

另外, 对于同一场景, 一个较小的 k 会检测到更多的特征点对, 见表 1。正确的匹配点越多, 对偏移量的估计错误率就会越低, 故本文中 k 取 0.04 会有较好的效果。

表 1 k 取不同值时不同序列特征点数和匹配点数

k	boulevard			traffic		
	背景 帧	当前 帧	匹配 点	背景 帧	当前 帧	匹配 点
0.04	89	86	29	50	46	23
0.05	81	83	25	49	45	22
0.06	74	83	25	46	39	17

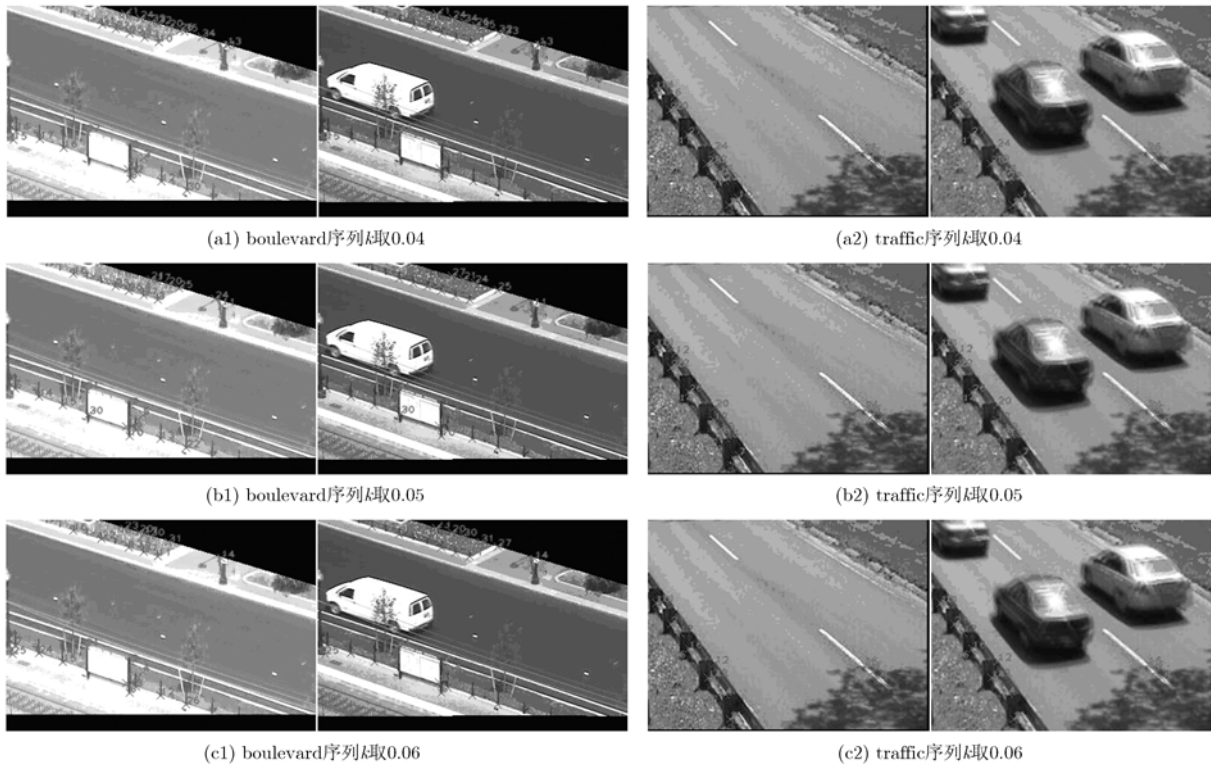
2.2 恢复背景图像位置及运动目标检测

相机的抖动使当前帧发生整体平移, 不会改变图像的局部特征, 获得稳定的匹配点对后, 就可以根据各对匹配点的坐标偏移来估计出相机的抖动参数, 恢复出与当前帧匹配的背景帧。从理论上讲, 所有匹配点对的偏移量是相同的, 但实际上会存在两种误差, 第 1 种是由于自然环境复杂, 在特征点匹配过程中产生的误匹配, 第 2 种是由于图像模糊、相机抖动的同时存在的微量旋转, 引入的微小误差。要估计相机抖动参数, 需要进行以下处理:

首先计算每对点的水平和垂直方向偏移量:

$$\Delta_i.u = b_i.u - c_i.u \quad (7)$$

$$\Delta_i.v = b_i.v - c_i.v \quad (8)$$

图4 k 取不同值时对匹配结果的影响

相机的抖动不会产生大的偏移, 设相机采集的图像分辨率为 $M \times N$, 本文的试验中, 认为抖动范围不会超过图像大小的 10%, 即偏移量的范围为: $|\Delta_u| < M/10$ 且 $|\Delta_v| < N/10$, 超过此范围则为匹配误差, 予以剔除。偏移量有效范围实际上是一个以 $(0,0)$ 为中心的矩形区域, 将该区域分割为若干 3×3 的子区间, 边缘位置不足的点去除。统计偏移量分布在各个子区间的数量, 寻找数量最大的区间, 相机偏移量则在该区间范围内。这一步执行完成后, 就可以将第 1 种误差全部去除。当相机松动, 或固定物移动, 平移量可能会大于图像大小的 10%, 解决办法通常是增大矩形区域, 即增加搜索范围, 会使运算量变大。但是, 如果抖动过于强烈, 通常会伴随较大的旋转, 那么该平移补偿模型不再成立。这种情况属于运动背景下运动目标检测的范畴, 一般需要使用光流法^[10]来解决。

选定的子区间存在 9 种偏移量, 与上一步的方法类似, 以像素为单位统计匹配点对偏移量分布于该子区间内各点的数量, 寻找出现次数最多的点, 其偏移量记为 (Δ_u, Δ_v) 。该区域内其它点属于第 2 种误差, 在成像过程中, 物方空间的一个点在像方空间, 表现为点扩散函数, 而不是一个精确的点, 另外相机抖动通常会导致图像模糊, 所以此类误差是不可避免的。当匹配点对较少时, 相机的偏移可

能会受其影响, 但由于误差不超过 3 个像素, 在使用基于多分辨率金字塔模型进行运动目标检测时, 会被当成噪声去除, 不会影响检测结果, 所以这类误差是允许存在的。

相机抖动参数确定后, 就可以调整背景帧。背景帧中坐标为 (u, v) 处的像素点, 调整之后, 该像素的坐标变为 $(u - \Delta_u, v - \Delta_v)$, 超出图像坐标范围的部分用当前帧对应位置的点填充, 形成新的背景帧 \bar{I}_B 。此时, 当前帧与背景帧之间偏移量已经得到补偿, 仅在图像较模糊时, 会有不超过 3 个像素的偏移。

本文使用的运动目标检测算法在文献[6]中有详细的介绍, 首先将背景帧和当前帧进行多尺度变换, 生成不同分辨率下的 3 层图像。然后在不同尺度下采用高低双阈值进行背景差分运算, 每一层都会得到两帧差分图像, 该过程中所有阈值都根据比较当前帧与背景帧之间的特征来自动获取。最后从高层向低层进行有效融合, 得到前景图像。在不同分辨率下, 运动目标检测结果的特征不一样, 在高分辨率下, 可以很好地保留目标的细节, 但同时也存在大量的背景噪声, 尤其是在动态背景下, 噪声较严重。反之, 在低分辨率下, 几乎不受背景噪声的影响, 但得不到目标的结构特征, 同时也容易丢掉一些小目标。同样地, 在作差分运算时, 单一的阈值

并不能满足要求,高阈值会丢失目标,而低阈值会引入大量噪声,并没有完美的阈值可以选择。所以,在每个分辨率下,都运用高低两类阈值,得到不同的差分图像,然后将不同分辨率下的图像进行融合,改善差分图像的质量。该目标检测方案对动态背景的适应性很强,同时也可以适应非常轻微的相机抖动,结合此处提出的相机抖动自适应方案,就可以较好地在自然环境下进行运动目标检测,克服树叶、水面晃动和相机抖动的影响。

3 实验结果与分析

将本文提出的算法采用 CDW^[4]提供的标准测试图进行测试,公共测试网站^[5]提供了原始视频图像序列、真实前景序列和当前较先进的各种算法检测结果的下载。本文主要解决的是相机抖动的问题,故只对 camera jitter 类中的 4 组序列进行了测试,并将检测效果定性和定量地与 CDW 认为的当前效果最好的 4 种算法进行对比。图 5 为实验效果图,以列为单位,从左到右分别为:当前帧、真实值、本文提出的算法(ACJ),PBAS^[7], ViBe+^[11], PSP-MRF^[12]和 SC-SOBS^[13]算法的结果。真实值用灰度图表示,分为 5 种区域:像素值为 0 的为背景,像素值为 255 的为运动目标,像素值为 50 的为阴影部分,在进行运动目标检测应用中,阴影通常要当成背景部分予以去除,这也是一个较难的课题,文献[14]已经对其进行了研究并取得了较好的效果,但是数据源为立体图像,而本文为单目图像序列,故而未应用到本文的算法中。像素是 85 的部分为不感

兴趣的部分,不予考虑,图 5(a)和图 5(b)的右上角部分都属于这一类点。另外,在不同类别的交界处还有少量像素值为 170 的点,目标及阴影的边缘部分受点扩散函数和运动模糊的影响,存在过渡部分,这部分点性质不能明确归类。检测结果中其他的灰色部分属于错误的检测区域。

定性分析,本文提出的 ACJ 算法对于克服相机抖动效果较好,基本上没有由于背景偏移引入的噪声,检测的误差主要体现在两方面,第一是由于前景与背景颜色相似而产生空洞,见图 5(a)中行人空洞部分较大。第二是目标的阴影被误检测为目标,见图 5(b)和图 5(d)地面的灰色部分。PBAS 和 ViBe+ 算法都是基于非参数概率背景模型,它们对于动态背景和相机抖动的适应效果也较好,但是对光照及图像的亮度变化太敏感,图 5(b)的图像中,出现了大量的误检测,是由于图像亮度发生了轻微的改变导致的。在室外场景中,由于天气、云层的变化,光照变化时常发生,影响了这两种算法的实际应用范围。PSP-MRF 和 SC-SOBS 算法对于所提取目标的完整性很有优势,图 5(c)中的运动员提取精度比其它算法好,基本没有漏检测点,所提取的目标空洞比较少,但这两种算法对于相机抖动的适应性较差,地面有较多的由于相机偏移引入的误检测点。

CDW 同样提出了定量评价检测结果的方法,有 7 种描述参数,分别为:召回率(Recall)、特异度(Specificity)、前景点错误率(False Positive Rate)、背景点错误率(False Negative Rate)、分类错误率

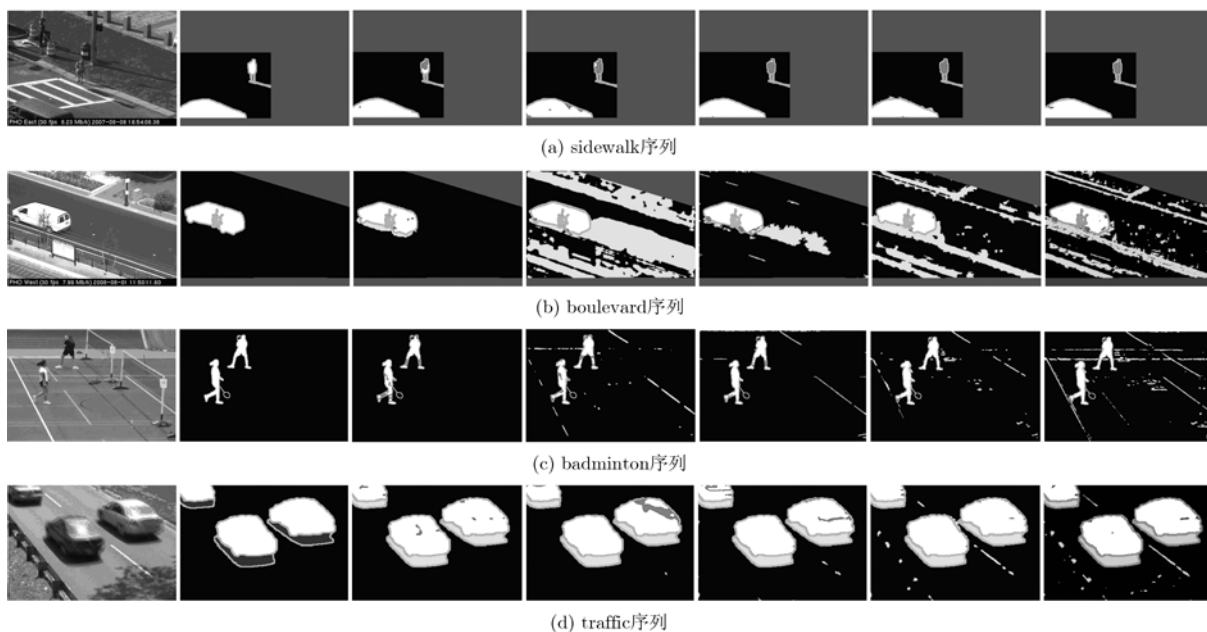


图5 运动目标检测结果(以列为单位从左到右分别为:当前帧、真实值、本文提出的 ACJ 算法, PBAS, ViBe+, PSP-MRF, SC-SOBS。与真实值不重叠的灰色部分为错误的检测区域)

(Percentage of Wrong Classifications)、F 测度(F - measure)、精度(Precision)。令 TP 表示检测到的正确前景点数, TN 表示正确的背景点数, FN 表示错误的背景点数, 即漏检测的前景点, FP 表示错误的前景点, 即误检测的前景点。那么以上 7 种参数可以表示为:

- (1) Recall(Re)=TP/(TP+FN)
- (2) Specificity(Sp)=TN/(TN+FP)
- (3) False Positive Rate(FPR)=FP/(FP+TN)
- (4) False Negative Rate(FNR)=FN/(TP+ FN)
- (5) Percentage of Wrong Classifications(PWC)
=100(FN+FP)/(TP+FN+FP+TN)
- (6) F-measure(Fm)=2Pr·Re/(Pr+Re)
- (7) Precision(Pr)=TP/(TP+FP)

把本文提出的算法与以上 4 种算法定量地对比, 依然使用 camera jitter 类中的 4 组标准测试图序列, 将不同序列各参数取平均值, 比较结果如表 2 所示。

表 2 ACJ 算法与一些先进算法比较

	PBAS	ViBe+	PSP-MRF	SCS-OBS	ACJ
Re	0.7373	0.7293	0.8211	0.8113	0.9330
Sp	0.9838	0.9908	0.9825	0.9768	0.9785
FPR	0.0162	0.0092	0.0175	0.0232	0.0215
FNR	0.2627	0.2707	0.1789	0.1887	0.0670
PWC	2.4882	1.8473	2.2781	2.8794	2.1970
Fm	0.7220	0.7538	0.7502	0.7051	0.9052
Pr	0.7586	0.8064	0.7009	0.6286	0.8901

显然, 参数 FPR, FNR 和 PWC 代表错误率, 值越小检测效果越好, 其它值代表正确率, 值越大越好。表 2 中加粗部分为该项指标中效果最好的值, 从定量结果可以看出, 本文提出的 ACJ 算法在适应相机抖动方面效果较好。

4 结束语

本文提出的算法可以应用于自然环境下运动目标检测, 通过稳定的特征点对恢复与当前帧匹配的背景帧, 补偿相机抖动产生的平移, 然后用基于多分辨率金字塔模型的背景差分算法分割运动目标, 以适应动态背景。对本文提出的算法采用公共测试数据 camera jitter 类中的 4 种视频序列进行了测试, 并与当前 4 种较优秀的算法进行了对比, 结果表明, 7 种描述算法效果的参数中, 本文的算法有 4 种参数优于当前算法。

在未来的工作中, 将会使用双目视频序列进行目标检测, 并结合文献[14]中的阴影检测算法剔除检测的阴影部分, 提高算法效果。引入并行算法^[15]技

术, 提高运算效率, 实现对目标的实时检测与空间定位。

参 考 文 献

- [1] Cheung S and Kamath C. Robust background subtraction with foreground validation for urban traffic video[J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2005, 2005(14): 2330-2340.
- [2] Brahme Y B and Kulkarni P S. An implementation of moving object detection, tracking and counting objects for traffic surveillance system[C]. *International Conference on Computational Intelligence and Communication Systems*, Gwalior, India, 2011: 143-148.
- [3] Wei L, Nguyen A V, and Lee E J. Real-time recognition of humans by their walk[J]. *International Journal of Intelligent Information and Database Systems*, 2011, 5(1): 24-38.
- [4] Goyette N, Jodoin P M, Porikli F, *et al.* Changedetection.net: a new change detection benchmark dataset[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Providence, RI, United States, 2012: 1-8.
- [5] 1st IEEE Change Detection Workshop. Change Detection.net Video Database[OL]. <http://www.changedetection.net/>. 2012-10.
- [6] 屠礼芬, 仲思东, 彭祺. 基于序列图像的运动目标检测[J]. *应用光学*, 2012, 33(5): 899-903.
Tu Li-fen, Zhong Si-dong, and Peng Qi. Moving object detection based on image sequences[J]. *Journal of Applied Optics*, 2012, 33(5): 899-903.
- [7] Hofmann M, Tiefenbacher P, and Rigoll G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Providence, RI, United States, 2012: 38-43.
- [8] Harris C and Stephens M. A combined corner and edge detector[C]. *Proceedings of Alvey Vision Conference*, Manchester, UK, 1988: 189-192.
- [9] Zhang Zheng-you, Deriche R, Faugeras O, *et al.* A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry[J]. *Artificial Intelligence*, 1995, 78(1/2): 87-119.
- [10] Dessauer M P and Dua S. Optical flow object detection, motion estimation, and tracking on moving vehicles using wavelet decompositions[C]. *The International Society for Optical Engineering*, Bellingham, USA, 2010: 76941J-1-76941J-10.
- [11] Van D M. Background subtraction: experiments and improvements for ViBe[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Providence, RI, United States, 2012: 32-37.

- [12] Schick A, Bauml M, and Stiefelhagen R. Improving foreground segmentations with probabilistic superpixel Markov random fields[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Providence, RI, United States, 2012: 27-31.
- [13] Maddalena L and Petrosino A. The SOBS algorithm: what are the limits[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Providence, RI, United States, 2012: 21-26.
- [14] 彭祺, 仲思东, 屠礼芬, 等. 基于空间位置特征的运动阴影检测方法[J]. 机器人, 2012, 34(5): 614-619.
Peng Qi, Zhong Si-dong, Tu Li-fen, *et al.*. Moving shadow detection based on space location feature[J]. *Robot*, 2012, 34(5): 614-619.
- [15] David B K and Wenmei W H 著. 陈曙晖, 熊淑华, 译. 大规模并行处理器编程实战[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010: 79-100.
- 屠礼芬: 女, 1986 年生, 博士生, 研究方向为图像测量与机器视觉.
- 彭 祺: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为图像测量与机器视觉.
- 仲思东: 男, 1963 年生, 教授, 博士, 研究方向为图像测量与机器视觉.