

DOI: 10.7652/xjtuxb201312005

自然场景下运动目标检测与阴影剔除方法

屠礼芬¹, 仲思东¹, 彭祺²

(1. 武汉大学电子信息学院, 430072, 武汉; 2. 湖北工程学院物理与电子信息工程学院, 432000, 湖北孝感)

摘要: 针对自然场景下运动目标检测中投射阴影使前景掩模检测精度低的问题,提出一种基于双阈值多分辨率的运动目标检测和多属性阴影剔除方法(MRPS)。首先根据不同分辨率下点的颜色属性,用双阈值混合高斯模型来检测运动掩模,用计算颜色模型来克服光照变化和轻度阴影的影响;然后根据阴影的光学属性,确定运动掩模中的潜在阴影区域,根据该区域外轮廓的位置属性对其进行分类;最后通过分析边缘属性恢复与阴影相连的目标背光区域,保留运动掩模中真实的运动目标区域。用公共测试图像的 shadow 序列对该方法进行了验证,并与狄利克雷过程(DPGMM)方法进行了比较,结果表明,该方法获取的前景掩模能更加有效地克服投射阴影的影响,前景检测精度提高了 7.08%。

关键词: 运动目标检测;阴影剔除;双阈值;多分辨率;多属性

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)12-0026-06

A Method for Detecting Moving Objects and Eliminating Shadow in Natural Scene

TU Lifen¹, ZHONG Sidong¹, PENG Qi²

(1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2. School of Physics and Electronic Information Engineering, Hubei Engineering University, Xiaogan, Hubei 432000, China)

Abstract: A method for detecting moving objects based on dual-threshold and multi-resolution Gaussian mixture models and for eliminating shadow based on multi-attribute (named MRPS) is proposed to address the problem of low foreground mask detection accuracy caused by cast shadows under natural scene in detecting moving objects. First, the MRPS detects moving motion mask using the dual-threshold and multi-resolution Gaussian mixture models and overcomes the influence of illumination change and light shadows using the computational color model according to the point's color properties under different resolutions. Then, the potential shadow areas are determined in the motion mask from the optical properties, and the properties of the potential shadow areas are classified through analyzing the location properties for their outer contours. Finally, the backlighting object areas connecting with the shadows is recovered and the real object areas in the moving mask are retained by analyzing edge properties. The proposed algorithm is verified using the shadow sequences in the public test image sequences and compared with Dirichlet processes Gaussian mixture models (DPGMM) method. Experimental results show that the foreground obtained by the MPRS overcomes the influence of cast shadows more effectively, and the foreground detection precision increases by 7.08%.

Keywords: moving object detection; shadow elimination; dual-threshold; multi-resolution; multi-attribute

运动目标检测,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,都需要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 变化检测工作组(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 根据场景的特征提供了各种公共视频序列,并用现有的典型方法对不同序列进行了测试^[5]。

总体来说,较新的方法综合性能较好,但也有一定的缺陷。例如:像素自适应分割方法(PBAS)^[6]运用非参数模型来构建背景,并用阈值来分割出运动前景,主要创新在于它可以动态控制所使用的各种参数,但过多的参数也使其鲁棒性较差;互补高斯静态目标检测方法(SGMM-SOD)^[7]建立 2 个更新率不同的互补混合高斯(GMM)^[8]背景模型,一个致力于精确地检测运动,另外一个用来获取空的场景,该方法对于从场景中移除或放入物体有较好的解决效果,但未考虑像素间的关系,检测的运动掩模有较多的噪声;基于概率的亚像素马尔科夫随机场方法(PSP-MRF)^[9]提供了一种后期处理方式,可以对现有方法进行优化,但计算复杂度较高。以上 3 种方法对于颜色较深的阴影剔除效果都较差。狄利克雷(Dirichlet)过程方法(DPGMM)^[10]基于经典的混合高斯模型^[11],运用 Dirichlet 过程来估计背景像素的分布,主要的优势是其对于自然环境中动态背景的适应性好,并且可以有规律地对背景进行持续更新,该方法可以处理深色阴影,但同时也会丢失背光面的目标区域。

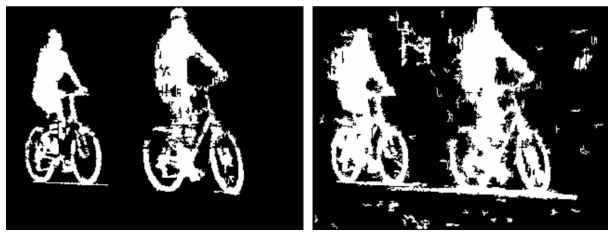
本文提出一种自然场景下运动目标检测与阴影剔除方法(MRPS),旨在解决自然场景下运动投射阴影的问题。该方法分为 2 步:第一步是获取运动掩模,使用多分辨率高斯金字塔模型^[12],在不同分辨率下,采用高低双阈值 GMM 并结合计算颜色模型^[13]来检测运动区域;第二步是运动投射阴影的去除,首先分析场景光学特征来获取候选阴影区域,然后根据投射阴影区域的位置特征,分析各候选区域的位置来确定投射阴影,最后对与大面积投射阴影相连接的目标区域进行恢复。本文方法所使用的主要动态参数都是在检测过程中自动生成的,对不同场景的适应性较强,因此可以比较有效地解决自然场景下运动目标检测与阴影剔除问题。

1 双阈值多分辨率运动掩模检测

经典的 GMM 方法中用来判定样本点与各模型是否匹配的决策式为^[14]

$$|x_t - \mu_j| \leq s_{td} \sigma_j \quad (1)$$

式中: x_t 为当前帧中点的像素值; μ_j 和 σ_j 分别为各模型中对应点像素值的均值和标准差; s_{td} 为阈值,是一个很重要的参数,表示允许样本偏离模型的程度。若满足式(1),则判定该点为背景点,否则为前景点。 s_{td} 取不同的值时,检测结果的差异会很大,图 1 是对 s_{td} 取高、低不同值的运动掩模的检测结果。



(a) $s_{td} = 5$

(b) $s_{td} = 3$

图 1 高、低阈值的运动掩模检测结果

由图 1a 可以看出,阈值较大时,某一点更加容易归属于背景模型,因此检测到的前景图像中误检测点较少,但是会使一些与背景相似的前景点丢失,产生一些空洞。反之,如果阈值选得较小(见图 1b),可以获得较完整的目标,但是会引入大量的背景噪声。

对于不同的场景或同一场景中的不同帧,阈值的选择都会有所不同。单一的阈值很难达到既保留完整的目标,同时又抑制背景噪声的效果。为了解决该问题,本文引入文献[12]中基于金字塔多分辨率模型的思想,并用高低双阈值 GMM 替换原算法中使用自适应阈值背景差分来检测前景,即 s_{td} 分别取值为 3 和 5,该阈值的选取遵照统计学中正态分布 σ 准则。低阈值保留完整的前景,而高阈值则尽可能地去除噪声,二者相结合,可以优化单一 GMM 方法的检测效果。

为了获取不同分辨率图像,首先使用如下 OpenCV 函数库^[15]中的函数对当前帧向下采样

$$\mathbf{I}_k(x, y) = \text{pyrdown}(\mathbf{I}_{k-1}(x, y)), \quad k=1, 2 \quad (2)$$

式中: $\mathbf{I}$ 表示当前帧; k 表示层数; (x, y) 表示图像坐标。得到不同分辨率的当前帧后,若为第 1 帧,则初始化高斯模型,否则更新模型。本文方法分为 3 层进行前景检测,每种分辨率下采用双阈值参数获取高、低 2 种前景掩模图像 $\mathbf{F}_{H,k}(x, y)$ 和 $\mathbf{F}_{L,k}(x, y)$ 。

得到各帧差分图像后,进行以下处理:先对 $F_{L,2}(x,y)$ 进行中值滤波后用矩形模板膨胀操作,得到第2层的中间图像 $F_{M,2}(x,y)$,然后对中间图像向上采样得到辅助图像 $F_{A,1}(x,y)$,方法为

$$F_{A,1}(x,y) = \text{pyrup}(F_{M,2}(x,y)) \quad (3)$$

接着将辅助图像与第1层的高低阈值掩模图像 $F_{H,1}(x,y)$ 和 $F_{L,1}(x,y)$ 进行以下融合运算

$$\text{fuse}(F_{A,1}(x,y), F_{L,1}(x,y), F_{H,1}(x,y)) = \begin{cases} 1, & F_{A,1}(x,y) = 1 \cap F_{L,1}(x,y) \\ 1, & F_{A,1}(x,y) = 0 \cap F_{H,1}(x,y) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

将融合结果进行中值滤波、膨胀操作后得到第1层的中间图像 $F_{M,1}(x,y)$,重复以上过程可获得基于GMM的多分辨率双阈值前景检测结果 $F_R(x,y)$,流程图及检测结果如图2所示。

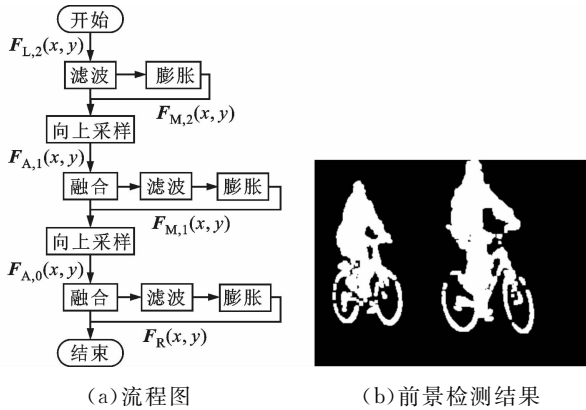


图2 运动掩模检测流程图和结果

由图2b可知,掩模中的目标较为完整,而且无背景噪声。该运动目标检测方法旨在从静止背景序列中检测出运动属性的区域,故不仅适应于自然场景,也能对红外图像序列进行运动目标检测,具有普适性。

为了抑制光照变化和轻度阴影的影响,采用计算颜色模型优化GMM的检测结果。将当前帧和背景帧中的点当成一个由 R 、 G 、 B 3个分量构成的矢量,分别记为 $\mathbf{I} = [I_R \ I_G \ I_B]$ 和 $\mathbf{B} = [B_R \ B_G \ B_B]$ 。用 α 表示亮度差异, d 表示颜色差异, α 和 d 的计算方法^[13]如下

$$\alpha = \frac{(\mathbf{I}, \mathbf{B})}{(\mathbf{B}, \mathbf{B})} \quad (5)$$

$$d = \|\mathbf{I} - \alpha \mathbf{B}\| \quad (6)$$

图3为图像中坐标为 (i,j) 的点的颜色模型。

对于以上各层高低阈值GMM所获取的前景 $F_{H,k}(x,y)$ 和 $F_{L,k}(x,y)$,都已进行了阴影抑制,即

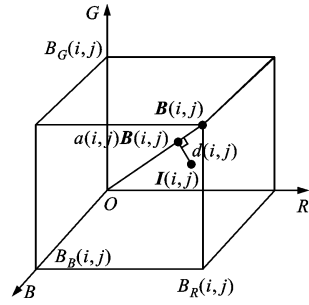


图3 计算颜色模型

满足

$$(d > t_d) \cup (\alpha < t_{ah}) \cup (\alpha > t_{al}) \quad (7)$$

式中: t_d 为颜色差异阈值; t_{ah} 为亮度差异高阈值; t_{al} 为亮度差异低阈值。文献[13]分别对室内场景和室外场景选取了一组较好的阈值,室内 $t_d = 6$, $t_{ah} = 0.45$, $t_{al} = 1.15$,室外 $t_d = 9$, $t_{ah} = 0.65$, $t_{al} = 1.15$ 。本文研究的场景,阴影属性的差异很大,仅依靠亮度和颜色特性难以解决问题,但是经过研究发现,式(7)的约束条件可以较好地克服光照变化的影响。从理论上来说, t_d 和 t_{al} 越大, t_{ah} 越小,对由于阴影和光照引入的噪声处理效果越明显,但容易丢失真实的目标区域。运用颜色模型的目的是在保留目标区域的情况下,克服光照影响,并去除轻度的阴影区域,为后面投射阴影的剔除提供噪声小的运动掩模。文献[13]的研究结果表明,室内外2组参数中,当 t_d 和 t_{al} 选取较小值、 t_{ah} 选取较大值时,可以完整地保留真实的目标区域有较强的鲁棒性,但对于部分颜色较深的阴影无法剔除。

2 运动投射阴影剔除

文献[16]详细研究了阴影的属性,包括阴影的光学特性、阴影自身的颜色特征、阴影覆盖表面的亮度变化以及光源的影响。几何特性分析了阴影的形态、位置、轮廓等性质。本文使用这2类属性,分成3步来检测:①根据阴影的颜色和亮度特性将运动前景分成不同的区域,确定潜在阴影区;②分析潜在阴影区域的位置特性,确定这些区域的属性,若目标的背光面与阴影相连,将会具有与阴影相似的特性;③对具有与阴影相似的特性这部分区域进行恢复。

2.1 光学特征获取候选阴影区域

场景中会产生阴影,是因为有光照的作用,所以阴影区域是有亮度的。对于场景中亮度特别低的区域,在阴影检测中,称为奇异点。在本文的阴影检测方法中,认为阴影点需要满足条件

$$I_R + I_G + I_B > T_s \quad (8)$$

式中: I_R 、 I_G 和 I_B 分别表示某一像素的 R 、 G 、 B 分量值; T_s 为可以抑制场景中的奇异点参数, T_s 取值越大, 对亮度较低的目标区域被误检测为阴影的抑制效果越好, 但取值过大会使深色的阴影被误吸收为目标区域。在具体场景下, 可以根据序列图像的亮度来调节 T_s , 通常在 20~80 之间取值, 本文取值为 50。对于不同的场景, T_s 不一定是最优化阈值, 但在本文的阴影检测方法中, 奇异点抑制只是起到辅助作用, 故为了简化方法, 选取了固定阈值, 该阈值能够适应一般的自然环境。

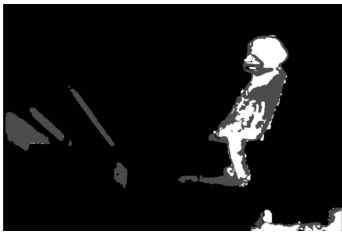
阴影覆盖的区域, 在光照条件不变的情况下, 应该比背景区域更暗。在运动目标检测中, 表现为当前帧中的点比背景中对应点亮度低。考虑到光照变化的影响, 首先将当前帧非前景点与背景帧对应点 R 、 G 、 B 三通道进行差分运算, 将出现频率最大的差分值作为阈值, 分别记为 f_R 、 f_G 、 f_B 。故阴影区域还需要满足如下条件

$$(I_R < B_R + f_R) \cap (I_G < B_G + f_G) \cap (I_B < B_B + f_B) \quad (9)$$

将满足式(9)的区域称为暗区域, 对该区域采用前文的计算颜色模型来进一步处理。统计该区域所有点的亮度差异 α 和颜色差异 d , 并分别计算其均值和标准差 μ_α 和 σ_α 、 μ_d 和 σ_d , 那么点 i 为潜在阴影的条件是

$$(\alpha_i > \mu_\alpha - 3\sigma_\alpha) \cap (d_i > \mu_d - 3\sigma_d) \cap (\alpha_i < \mu_\alpha \cup d_i < \mu_d) \quad (10)$$

经过上述步骤获得候选阴影点, 图 4 所示为一帧的预处理结果。



黑色部分表示背景; 白色部分为运用上一节方法检测的前景区域; 灰色部分为本小节方法选择的潜在阴影区域

图 4 潜在阴影检测结果

从图 4 的检测结果可以看出: 阴影部分已经被检测出, 但同时也有目标区域被当成了阴影, 需要进一步处理。

2.2 候选区域位置特征分析

获取潜在阴影点后, 对其进行形态学开和闭操作, 去除孤立点, 将候选点集分成若干区域。根据场

景和目标的差异, 前期分析会产生多种潜在阴影区域, 如图 5 所示。

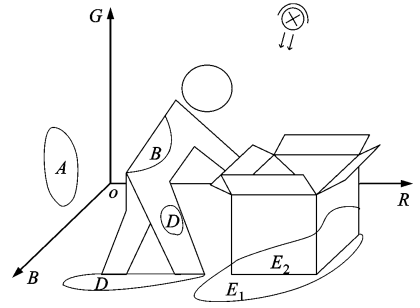


图 5 候选阴影区域位置

根据图 5 分析潜在阴影区域的性质, 主要是依靠其外轮廓特征。运动目标检测过程中需要剔除的阴影是指投射在背景上的运动阴影, 所以区域 E_2 虽然也是阴影, 但依然需要保留。根据图 5 可得出以下结论:

- (1) 如果潜在阴影区域与目标区域完全分离(区域 A), 判断其为真正的阴影;
- (2) 如果潜在阴影区域完全属于目标区域内部(区域 C), 判断其为误检测阴影;
- (3) 如果潜在阴影区域既与目标区域相连, 又与背景相连(区域 B、D、E), 还需要根据其边缘属性继续进行分析。

在实际应用中, 大部分区域属于第 3 类。统计其外轮廓边缘与目标和背景相连点的个数, 分别记为 L_O 和 L_B , 那么该区域的处理方式为:

- (1) 如果 $L_O > L_B$, 判断其为目标(区域 B);
- (2) 如果 $L_O < L_B/2$, 判断其为阴影(区域 D);
- (3) 如果 $L_B/2 \leq L_O \leq L_B$, 判断为与目标背光面相连的阴影区域(区域 E), 需要进一步对该区域误检测的目标部分进行恢复(区域 E_2)。

图 6 为对图 4 中候选区域的分类结果。



图 6 对图 4 的候选区域的分类结果

从图 6 可以看出: 通过分析候选阴影区域位置特征, 对候选区域进行了有效的分类, 释放了目标内部误检测的阴影区域。

2.3 恢复与阴影相连的目标区域

恢复与目标背光面相连的目标区域,运用的是该区域与对应背景区域的边缘特征,因为阴影只会改变被遮挡面的亮度,不会改变其边缘特性。

为了提高当前帧与背景帧在阴影区域的边缘特征一致性,首先要对当前帧的灰度值分布进行调整。计算当前帧和背景帧在该区域灰度平均值,分别记为 μ_1 、 μ_B ,则灰度调整方法为

$$v' = v\mu_B/\mu_1 \quad (11)$$

式中: v 和 v' 分别为调整前后的灰度值。运用 Canny 算子^[17]分别获得当前帧与背景帧的边缘图像,将边缘图像进行差分运算。在阴影区域,差分图像只有一些不连续的噪声,而在目标区域,通常会有大量的边缘信息。将该边缘图像与第 2 步的结果叠加,然后沿着图像的水平 and 竖直 2 个方向扫描,采用掩模修补^[18]将内部点填充,恢复丢失的目标区域,填充前后结果如图 7 所示。

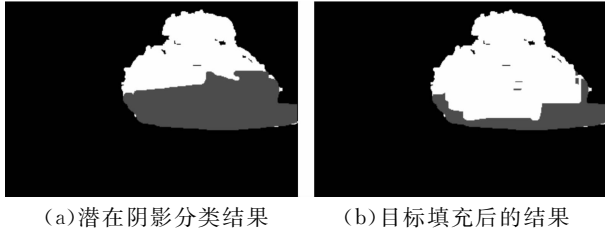


图 7 目标区域恢复

从图 7 可以看出,填充后丢失的目标背光区域得到了修复。

3 实验结果与分析

将本文提出的方法采用 CDW^[4]提供的标准测试序列进行测试,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各种较先进方法的检测结果下载。本文主要解决的是运动投射阴影问题,故只对 shadow 类中的 6 组序列进行测试,并将检测效果定性和定量地与当前效果较好的方法 DPGMM 进行对比。图 8 是其中一组序列的结果,其中真实值和检测结果用灰度图表示。分别将图 8b、8c 的检测结果与图 8d 对比,可以看出,图 8b 中白色区域为掩模区域,在掩模区域内,图 8c 出现了大片的灰色部分,图 8d 也有一些灰色的空洞,这些属于误检测部分。

shadow 类中的 6 组序列包含了多种特征的阴影,光照有深有浅,阴影与目标的位置关系多样。对于轻度阴影,各方法对其处理效果都较好。DPGMM

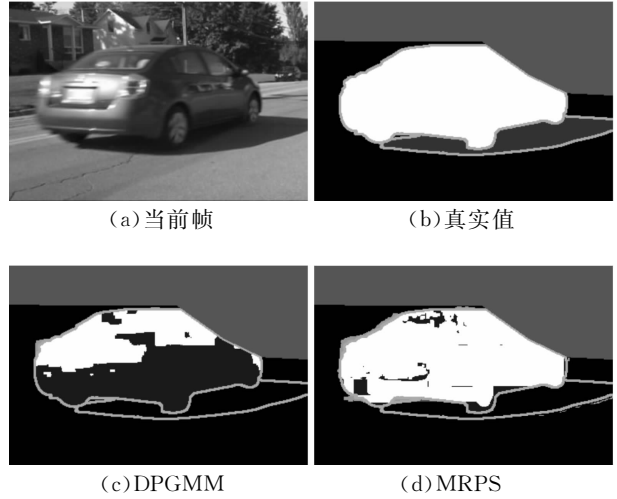


图 8 运动目标检测结果

和本文提出的方法都是基于传统的 GMM 方法,二者对于深度阴影的解决效果都较好,但 DPGMM 对于与阴影相连的目标区域出现了丢失,如图 8c 所示。本文提出的 MRPS 方法解决了该问题,当阴影与目标背光面相连时,可以有效恢复背光面目标区域,保留目标完整形态,如图 8d 所示。

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(R_e)、特异度(S_p)、前景点错误率(F_{PR})、背景点错误率(F_{NR})、分类错误率(P_{WC})、F 测度(F_m)、精度(P_r)。令 T_P 表示检测到的正确前景点数, T_N 表示正确的背景点数, F_N 表示错误的背景点数,即漏检测的前景点, F_P 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

$$R_e = T_P / (T_P + F_N) \quad (12)$$

$$S_p = T_N / (T_N + F_P) \quad (13)$$

$$F_{PR} = F_P / (F_P + T_N) \quad (14)$$

$$F_{NR} = F_N / (T_P + F_N) \quad (15)$$

$$P_{WC} = 100(F_N + F_P) / (T_P + F_N + F_P + T_N) \quad (16)$$

$$F_m = 2P_r R_e / (P_r + R_e) \quad (17)$$

$$P_r = T_P / (T_P + F_P) \quad (18)$$

将本文提出的方法与 DPGMM 方法定量地进行检测对比,依然采用 shadow 类中的 6 组标准测试序列^[5]: backdoor、copyMachine、busStation、peopleInShade、cubicle、traffic。其中各序列参与阴影检测的样本帧数分别为:1 601, 2 901, 951, 950, 6 301, 1 401。将不同序列间各参数取平均值得到性能参数,比较结果如表 1 所示。

表 1 本文方法与 DPGM 方法的评价参数比较

方法	R_e	S_p	F_{PR}	F_{NR}	P_{WC}	F_m	P_r
DPGMM	0.855	0.992	0.008	0.146	1.595	0.813	0.824
MRPS	0.925	0.995	0.005	0.075	0.876	0.909	0.895

从表 1 可以看出,本文提出的方法对自然场景下运动投射阴影问题解决得较好。

4 结 论

本文提出的方法可以应用于自然环境下运动目标检测,通过高低双阈值 GMM 并结合计算颜色模型来检测运动区域,可以在保留目标区域的情况下,克服动态背景噪声和光照变化的影响,抑制轻度阴影。对于其他阴影部分,首先根据阴影的颜色和亮度特性将运动前景分成不同的区域,确定潜在阴影区,然后通过分析潜在阴影区域的边缘特性,确定这些区域的属性。若目标的背光面与阴影相连,将会具有与阴影相似的特性,出现误检测,所以还需要对这部分区域进行恢复。对本文提出的方法采用公共测试数据 shadow 类中的 6 种视频序列进行了测试,并与 DPGMM 方法进行了对比,结果表明,本文方法对运动投射阴影的处理效果优于当前其他方法。

参考文献:

[1] CHEUNG S, 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, KULKARNI P S. An implementation of moving object detection, tracking and counting objects for traffic surveillance system [C]//*Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Communication Systems*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 143-148.

[3] WEI L, NGUYEN A V, 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]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 1-8.

[5] 1st IEEE Change Detection Workshop. Change detection net video database [EB/OL]. [2013-01-01]. <http://www.jdxb.cn>

[tp://wordpress-jodoin.dmi.usherb.ca/static/dataset/dataset.zip](http://wordpress-jodoin.dmi.usherb.ca/static/dataset/dataset.zip).

[6] HOFMANN M, TIEFENBACHER P, RIGOLL G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter [C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 38-43.

[7] HERAS E R, SIKORA T. Complementary background models for the detection of static and moving objects in crowded environments [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 71-76.

[8] ZIVKOVIC Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [C]//*Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 28-31.

[9] SCHICK A, BAUML M, STIEFELHAGEN R. Improving foreground segmentations with probabilistic superpixel Markov random fields [C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 27-31.

[10] HAINES T S F, XIANG Tao. Background subtraction with Dirichlet processes [C]//*Proceedings of 12th European Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2012: 99-113.

[11] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 1999: 246-252.

[12] 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 Lifen, ZHONG Sidong, PENG Qi. Moving object detection based on image sequences [J]. *Journal of Applied Optics*, 2012, 33(5): 899-903.

[13] DONG Xia, WANG Kedian, JIA Guohua. Moving object and shadow detection based on RGB color space and edge ratio [C]//*Proceedings of the 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 5301770-1-5301770-5.

[14] 马义德, 朱望飞, 安世霞, 等. 改进的基于高斯混合模型的运动目标检测方法 [J]. *计算机应用*, 2007, 27(10): 2545-2548.

(下转第 83 页)