

# 基于反馈背景模型的城市道路交叉口前景目标检测

李浩<sup>\*1,3</sup>, 张运胜<sup>2</sup>

(1. 西安文理学院 西安市物联网应用工程实验室, 西安 710065; 2. 湖北经济学院  
物流工程学院 武汉 430205; 3. 东南大学 交通学院, 南京 210000)

**摘要:** 为准确检测城市道路交叉口监控视频中缓慢行驶或短时停留的前景目标, 提出了一种基于前景目标反馈的背景模型检测方法. 首先基于观测样本的像素值构建背景模型, 利用计数器观测像素点检测为前景或背景的次数并描述当前场景的交通状态和稳定性, 其次根据场景自适应阈值判断当前像素点为前景点或背景点, 最终通过交通状态和场景的稳定性更新背景模型. 采用基于真实的交叉口视频场景对算法的有效性进行了定性与定量分析. 实验结果表明, 该算法在复杂的城市道路交叉口场景中检测出缓慢行驶或短时停留车辆的性能优于其他方法, 同时能够满足城市道路交叉口智能视频监控实时性和准确性的要求, 为交叉口前景目标的行为分析奠定了基础.

**关键词:** 信息技术; 车辆检测; 前景检测; 城市交通; 背景模型

## Foreground Objects in Surveillance Video of Urban Traffic Intersection Using Feedback Background Subtraction Model

LI Hao<sup>1,3</sup>, ZHANG Yun-sheng<sup>2</sup>

(1. Xi'an Key Laboratory of IOT Engineering, Xi'an University, Xi'an 710065, China; 2. School of Logistics and Engineering, Hubei University of Economics, Wuhan 430205, China; 3. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 210000, China)

**Abstract:** To accurately detect the slow motions or temporarily stopped foreground objects in surveillance video of urban traffic intersection, a background subtraction model is proposed using the feedback of foreground objects. The background template is built based on the observed pixel values and each pixel is assigned counters to describe the current traffic state and the stability of a pixel. The foreground decision depends on an adaptive threshold, and background model update is based on the feedback current traffic state and the stability. The overall results obtained with the real-world urban traffic videos are presented to demonstrate that the proposed method achieves better performance of both qualitative and quantitative evaluation than other state-of-the-art methods in the slow motions or temporarily stopped objects traffic scenario. This method satisfies the requirement of the real-time and accuracy of the intelligent video in the urban traffic intersection, and the foundation for intelligent video analysis is laid.

**Keywords:** information technology; vehicle detection; foreground detection; urban traffic; background subtraction model

收稿日期:2017-06-28

修回日期:2017-09-13

录用日期:2017-09-25

基金项目:国家自然科学基金/National Natural Science Foundation of China(71563045); 中国西安科技创新基金/ Science and Technology Innovation Foundation in Xi'an of China(2017CGWL13).

作者简介:李浩(1982-),男,陕西西安人,副教授,博士后.

\*通信作者:Lihao82@126.com

## 0 引言

从复杂的城市交通道路交叉口场景中提取前景目标是车辆行为分析和构建城市智能交通监控系统的基础<sup>[1]</sup>.背景模型方法是工程实践中前景提取最常用的方法,其可以有效获得慢速目标的完整区域.该方法的关键是准确获得监控场景的背景图像并进行有效的背景更新<sup>[2]</sup>.高斯混合模型<sup>[3]</sup>(Gaussian Mixture Model, GMM)是最常用的一类参数背景模型方法.为了提高GMM模型面对不同场景的实用性能,国内外学者相继提出了改进的GMM,如Liu等<sup>[4]</sup>提出了一种基于交通场景像素点的状态和前景检测动态结果反馈方法,这种方法能够显著提高GMM模型的学习率.GMM及改进方法虽然可有效描述周期变化或平稳的场景,然而在快速变化和不平稳的城市交通场景中,GMM及其改进方法仍然受场景复杂性和前景运动模式多样性的影响.近年来提出的一些非参数背景模型方法在实际应用中效果更佳.例如Casares等<sup>[5]</sup>提出了一种实时自适应轻量(Adaptive Light-Weight, ALW)算法,该方法使用计数器来描述每个像素的可靠度并获取自适应反馈更新速率.Barnich等<sup>[6]</sup>提出的视觉背景提取(Visual Background Extractor, Vibe)算法是当前非常热门的背景减法模型,基于像素点样本建立背景模型并且可以采用随机策略更新背景模型.与ViBe类似,Hofmann等提出了基于像素点的自适应分割模型(Pixel-Based Adaptive Segmenter, PBAS)<sup>[7]</sup>,该模型使用反馈策略来获取自适应距离阈值和更新速率.然而这些非参数背景模型对城市交通场景中的前景检测效果并不理想,同时也不能有效处理缓慢运动或暂时静止的目标.此外,为了检测城市交通场景中的车辆,Vargas等<sup>[8]</sup>提出了具有置信度的改进Sigma-delta(Sigma-delta with Confidence, SDC)算法.然而,SDC算法无法有效处理多模态场景且难以获得理想的初始背景模型.

由于城市道路交叉口场景中道路使用者的多样性,交通密度大及高度遮挡性使得基于背景模型方法的前景目标检测变得更具挑战性.因此,研究开发出一种适用于城市交通场景的鲁棒性前景目标检测方法是一个亟待解决的问题<sup>[9]</sup>.为有效解

决背景模型方法易受缓慢行驶或暂时处于静止状态目标影响的问题,提出了一种基于反馈的背景模型方法,该方法利用观测样本的像素值构建背景模型,通过计数器观测像素点检测为前景或背景的次数并描述当前场景的交通状态和稳定性,采用场景自适应阈值判断当前像素点为前景点或背景点,通过交通状态和场景的稳定性更新背景模型,从而使检测的结果更准确,实时性更强.

## 1 反馈背景建模算法

反馈背景建模算法分为4个步骤:第1步,利用观测样本构建背景,并利用非连续的视频序列初始化模型;第2步,基于自适应阈值和样本一致性原则来判定像素是否为背景;第3步,基于前景检测结果和计数器的状态估计当前交通状态和当前场景的动态性;第4步,基于自适应反馈学习率和随机更新策略更新背景模型.

对于在任意位置 $(x,y)$ 的像素点,基于最新观察到的 $N$ 个像素值为 $v_m(x,y)$ , $M \in [1,N]$ 的样本构建背景模型 $M(x,y)$ ,即

$$M(x,y) = \{v_1(x,y), v_2(x,y), \dots, v_N(x,y)\} \quad (1)$$

利用视频序列联立带有一定时间间隔的 $N$ 帧初始化背景模型 $M(x,y)$ 得到 $M_0(x,y)$ ,即

$$M_0(x,y) = \{I_1(x,y), I_{1+k}(x,y), \dots, I_{1+(M-1) \cdot k}(x,y), \dots, I_{1+(N-1) \cdot k}(x,y)\} \quad (2)$$

式中: $k$ 代表实际场景中的时间间隔; $I_1$ 指第1帧, $I_{1+(N-1) \cdot k}$ 指第 $1+(N-1) \cdot k$ 帧.

在ViBe算法中,利用第1帧初始化背景模型样本.然而,使用第1帧进行初始化的方法容易产生一个虚假前景,为了防止虚假前景的产生,一些改进方法利用视频序列连续图像初始化背景模型<sup>[10-11]</sup>.然而,由于缓慢运动或暂时处于静止状态的目标可能会一直保持在连续的图像中,因此这些改进后的初始化方法用于城市交通场景效果并不理想.为了获得理想的初始背景模型,基于式(1)使用间隔帧初始化背景降低了缓慢运动或暂时处于静止状态目标进入到背景样本中的可能性.

初始化背景模型后,基于像素点的交通状态建立复杂城市交通场景自适应前景检测和模型更

新机制.设像素坐标为 $(x,y)$ ,每一个评估区间 $p(x,y)$ ,使用视频帧的数量量化 $p(x,y)$ ,基于当前周期为 $p_c(x,y)$ 和前一周期 $p_f(x,y)$ 来分析当前时刻交通状态和场景的稳定性.在当前这个周期结束时,当前周期替换为新的前一周期,而上述提到的前一周期则根据反馈的交通场景状态重新变成新的当前周期,即,假设当前周期是 $P_2$ ,前一周期是 $P_1$ , $P_1$ 在 $P_2$ 结束时重新设置为当前周期.

进入评估周期后,设置3个计数器 $f(x,y)$ , $d(x,y)$ 和 $h(x,y)$ 评估当前的交通状态和场景稳定性. $f(x,y)$ 为周期中当前帧的序号, $d(x,y)$ 为周期中已经检测为前景的次数, $h(x,y)$ 为周期中前景背景转变的次数.每一时刻的稳定性和可靠性由计数器 $h(x,y)$ 确定,计数器 $h(x,y)$ 记录前景背景转变的次数.当 $h(x,y)$ 较小时,表示当前场景状态稳定且模型可靠.3个计数器的下标 $f$ 和 $c$ 分别代表前一周期和当前周期.如对于 $t$ 时刻任一帧,我们都能通过 $h_f(x,y)+h_c(x,y)$ 区间在 $t-(f_f(x,y)+f_c(x,y))$ 帧和 $t$ 帧之间获取像素状态转换的次数.

在建模中,使用与文献[8]中类似的策略来评价像素点的交通状态,而且在文献[12]与文献[13]中详细的论证了该评价方法用于处理交通场景的有效性.通过 $d(x,y)/f(x,y) \in [0,1]$ 将城市交通场景分为很轻、轻、中等、重和很重5种边界模糊的交通状况状态,即

$$s(x,y) = \begin{cases} 0, & (d(x,y)/f(x,y) \leq 0.2) & \text{(很轻)} \\ 1, & (0.2 < d(x,y)/f(x,y) \leq 0.4) & \text{(轻)} \\ 2, & ((0.4 < d(x,y)/f(x,y) \leq 0.6)) & \text{(中度)} \\ 3, & ((0.6 < d(x,y)/f(x,y) \leq 0.8)) & \text{(重)} \\ 4, & ((0.8 < d(x,y)/f(x,y) \leq 1)) & \text{(很重)} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $s(x,y)$ 是指城市交叉口交通场景的当前交通状态. $d(x,y) = d_f(x,y) + d_c(x,y)$ , $f(x,y) = f_f(x,y) + f_c(x,y)$ .

在当前评估周期结束时,坐标 $(x,y)$ 处的值 $p_f(x,y)$ 应根据当前场景的稳定性和当前交通状态进行更新.一方面,如果 $h(x,y)/f(x,y) < \tau_d$  ( $\tau_d$ 是阈值

且 $\tau_d = 0.3$ ),说明在最后 $f(x,y)$ 帧内,该位置处像素状态的转换次数小于 $0.3 \times f(x,y)$ ,这时该像素位置成为一个可靠的位置,而且这个位置很可能处于稳定区域,则 $p_f(x,y)$ 按式(4)方式更新.另一方面,如果 $h(x,y)/f(x,y) \geq \tau_d$ ,说明该位置是不稳定的,而且应减少当前评估周期位置来适应动态场景,则 $p_f(x,y)$ 按式(5)方式更新.

$$p_f(x,y) = \begin{cases} \min(p_f(x,y) + 10, \max p_f(x,y)), & \\ s(x,y) = 0 & \\ \min(p_f(x,y) + 0, \max p_f(x,y)), & \\ s(x,y) = 1 \text{ 或 } (x,y) = 2 & \end{cases} \quad (4)$$

$$p_f(x,y) = \begin{cases} \max(p_f(x,y) - 10, \min p_f(x,y)), & \\ s(x,y) = 0 \text{ 或 } (x,y) = 4 & \\ \max(p_f(x,y) - 5, \min p_f(x,y)), & \\ s(x,y) = 1 \text{ 或 } (x,y) = 2 \text{ 或 } (x,y) = 3 & \end{cases} \quad (5)$$

式中: $p_f(x,y)$ 被初始化为35, $\min p_f(x,y) = 20$ 和 $\max p_f(x,y) = 50$ ;  $p_f(x,y)$ 更新后 $f_f(x,y)$ , $d_f(x,y)$ 和 $h_f(x,y)$ 重置为0.

在背景模型和计数器更新策略建立之后,根据当前像素值与背景模型中样本值之间的差值判定每个新输入视频帧的像素属于前景还是背景,在 $t$ 时,按式(6)判断 $I_t(x,y)$ 为前景或背景.

$$F_i(x,y) = \begin{cases} 1, & \#\{\text{dist}(I_t(x,y), v_m(x,y)) < R(x,y)\} < \# \min \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $F_i(x,y) = 1$ 指代表前景点, $F_i(x,y) = 0$ 则代表背景点;最小量 $\# \min$ 是全局参数; $\text{dist}(I_t(x,y), v_m(x,y))$ 是欧式距离; $\#\{\text{dist}(\cdot) < R(x,y)\}$ 是背景模型样本中满足 $\text{dist}(\cdot) < R(x,y)$ 的样本数量; $R(x,y)$ 是距离的阈值,对于获取准确的前景或背景检测结果至关重要.在稳定区域中,大于 $R(x,y)$ 可能将前景检测为背景;反之,在动态区域中,小于 $R(x,y)$ 可能将背景检测为前景.

为了准确判断出每一个像素点,提出如式(7)所示的基于场景稳定性的自适应阈值更新方法.



$$R(x,y) = \begin{cases} \max(R'(x,y) \cdot (1 - \theta_1), \min R(x,y)), \\ h(x,y)/f(x,y) < \tau, \\ \min(R'(x,y) \cdot (1 + \theta_2), \max R(x,y)), \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\theta_1, \theta_2$ 和 $\tau$ 是固定阈值。

根据试验我们设定 $\theta_1 = 0.03, \theta_2 = 0.04, \tau = 0.2$ ,  $\min R(x,y) = 15, \max R(x,y) = 30$ 及 $R(x,y)$ 被初始化为20。在当前评估周期结束时, $R(x,y)$ 的值根据对当前稳定性的评估进行更新。如果 $h(x,y)/f(x,y) < \tau$ ,说明背景稳定且可靠, $R(x,y)$ 在下一个新的评估周期变小;反之,则变大。

为了适应环境变化,背景模型需要更新,如果更新速度太慢,容易出现“鬼影”,如果更新过于频繁将会消除很多稳定的背景样本,而且理想的背景样本将会被缓慢运动或暂时处于静止状态的目标替换。必须要选择性的进行模型更新以便适应任何场景变化。当一个像素点被检测为背景,同时当前场景稳定且交通状况合理时,这个位置的值会以一个很高的概率 $1/\phi$ 更新背景;否则,以较低概率或不更新。一方面,如果 $h(x,y)/f(x,y) < \tau_d$ 且 $F_i(x,y) = 0$ ,那么 $1/\phi$ 定义为

$$1/\phi = \begin{cases} 1/2, & s(x,y) = 0 \\ 1/4, & s(x,y) = 1 \\ 1/8, & s(x,y) = 2 \\ 1/16, & s(x,y) = 3 \\ 1/32, & s(x,y) = 4 \end{cases} \quad (8)$$

当 $s(x,y)$ 等于0,1或2时,当前像素值以高概率来更新背景模型。 $s(x,y) = 0$ 说明此时的交通状况和场景状态是非常可靠的,所以充分利用当前场景更新背景;如果 $s(x,y)$ 等于1或2,则当前场景像素值以一个较低概率更新背景;如果 $s(x,y)$ 大于2,更新可能带来很大的风险,此时应采用最低的概率更新背景。

另一方面,如果 $h(x,y)/f(x,y) \geq \tau_d$ 且 $F_i(x,y) = 0$ ,那么概率 $1/\phi$ 定义为

$$1/\phi = \begin{cases} 1/32, & s(x,y) = 0; \quad s(x,y) = 1 \text{或} s(x,y) = 2 \\ 0, & s(x,y) = 3; \quad s(x,y) = 4 \end{cases} \quad (9)$$

$s(x,y)$ 等于1或2,说明该位置像素的场景不稳定,交通状况的评估结果并不可靠,因此应该以较低的概率来更新背景;如果 $s(x,y)$ 大于2,背景模型更新导致背景被破坏的可能性较大,因此不更新背景模型<sup>[2]</sup>。同时设置了一个强制更新背景的机制,如果1个像素点 $N$ 次连续帧检查为前景( $N$ 根据交叉口交通信号灯的等待时间设定),强制更新该像素点到背景。

## 2 实验结果及分析

实验中所采用的数据样本来自山东省济宁市交警支队提供的城市交通场景视频数据并进行了严格的测试,同时选取了2个不同交叉口带有缓慢行驶或短时停留的真实视频场景,与GMM,ALW,ViBe,PBAS和SDC共5种经典的实时背景模型方法进行了定性和定量比较分析。选择包含缓慢运动或暂时停止的行人和车辆的白天交通灯(简称场景1)和白天树枝摇动交通灯(简称场景2)场景。实验中所有方法的测试都是在Intel i7-6700k处理器和16GB内存的PC上使用Visual C++实现的。

### 2.1 定性评价

定性评价是由视觉观察检测结果得出的主观量度<sup>[3]</sup>,图1~图4给出了部分基于城市交通场景检测缓慢行驶或短时停留前景目标结果样例。

为了验证处理场景1中存在缓慢行驶或临时停止车辆的情况,图1~图2给出两个具有代表性帧的比较结果。图1显示了第938帧的前景检测结果,该帧一个方向的车辆开始停下来等待绿灯的到来,另一个方向的车辆和行人正以不同的速度穿过交叉路口。所有的方法都检测到了场景中的前景目标,GMM模型前景检测的噪声较多,而SDC方法由于初始模获取的困难导致的虚假前景较多。图2是第1236帧检测结果,此时处于红灯的中间阶段,其中一些车辆停止的时间将近12s,并形成了车辆排队序列。基于反馈背景模型的方法能很好地处理缓慢行驶或暂时停止的车辆,得到了较为准确的排队序列前景目标,而其他方法只能部分检测或者完全检测不出缓慢行驶或短时停留的车辆。

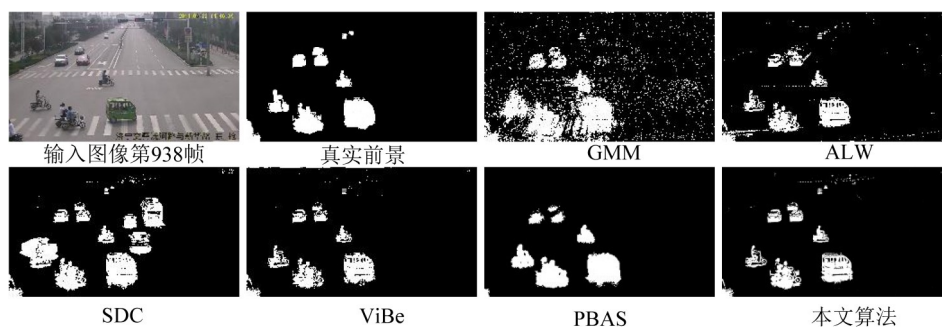


图1 交通灯白天场景第938帧比较结果

Fig. 1 The compared results of traffic light in daytime scenes at 938 frame

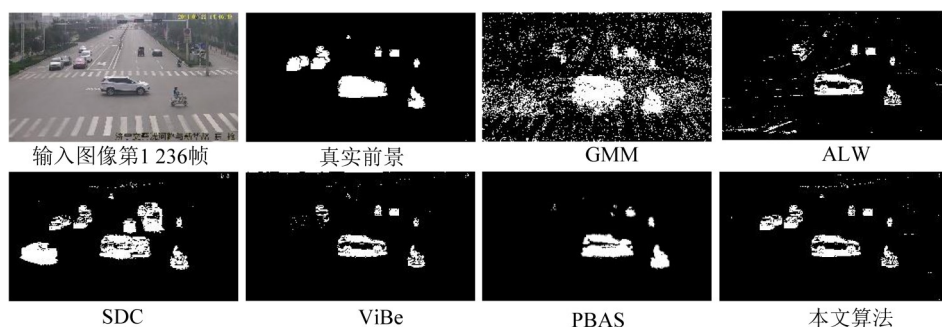


图2 交通灯白天场景第1236帧比较结果

Fig. 2 THE compared results of traffic light in daytime scenes at 1236 frame

图3与图4是图2中的场景在一个红灯时段内缓慢行驶或暂时停止的车辆及行人的检测结果,该场景的检测难点是摇动的树带来的比较强的阴影、缓慢的移动和暂时停止的目标.图3为该场景的第380帧,此时,一个包含缓慢行驶或短时停留车辆的等待序列正在形成,此时各种方法都检测出刚刚停止的车辆前景目标,同时,除去SDC方法以外,都将摇摆的树枝的检测为背景.图4是该场景第850帧的检测结果,此时一个较长的车辆等待序列已经形成,通过对比可以看出FViBe和SDC

都成功检测到了队列中等待的所有车辆,而其他方法不能准确的检测到等待的车辆,但SDC产生了虚假前景并将树检测为前景.通过图1~图4中典型帧前景检测结果对比,可以看出,基于反馈背景模型的检测方法能够很好地处理缓慢行驶或短暂停留的车辆,从而得到了完整准确的前景目标结果,而其他方法无法有效的处理这种问题,同时部分方法还将摇摆的树枝检测为前景,从而带来了大量的噪声.

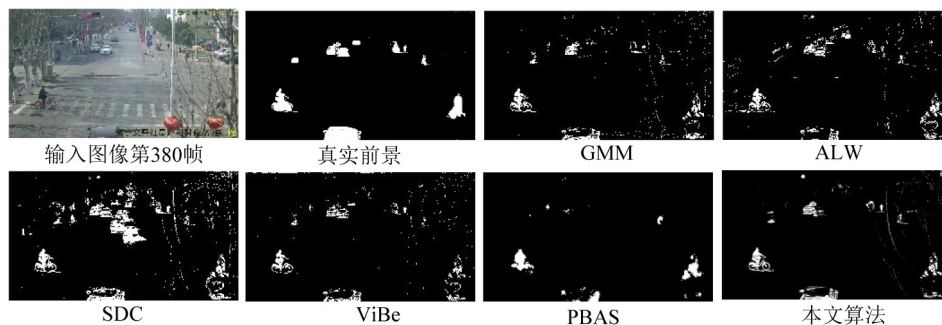


图3 带有树枝摇摆交通灯场景第380帧比较结果

Fig. 3 The compared results of traffic light with waving trees scenes at 380 frame

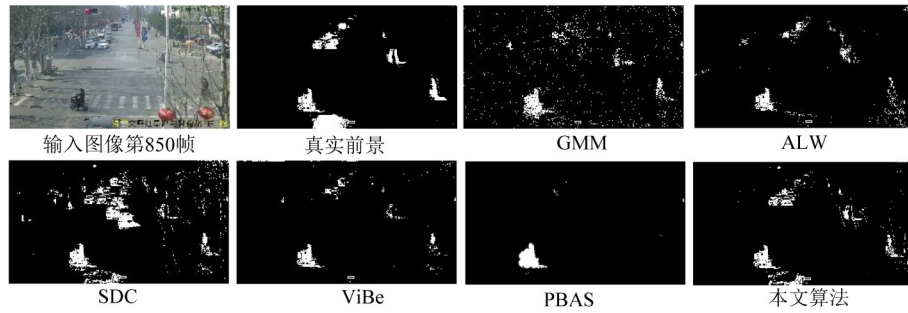


图4 带有树枝摇摆交通灯场景第850帧比较结果

Fig. 4 The compared results of traffic light with waving trees scenes at 850 frame

## 2.2 定量评价

本节对上述实验结果做了定量评价,采用F值和相似度<sup>[14]</sup>两种信息检索评价指标来评估模型的性能且指标的值都在0~1,值越大说明相应方法的检测性能越好<sup>[15]</sup>.表1给出了GMM, ALW, SDC, ViBe, PBAS和本文算法在2种场景中的平均结果,其中粗体值表示性能评价得出的最佳方法.场景1的测试结果显示基于反馈背景模型算法的F值和相似度分别为0.909和0.921且优于其他几种检测方法;场景2的测试结果显示,该算法的F值和相似度分别为0.678和0.592抗噪性能明显高于其他几种方法.表1中的定量性能评价表明,基于反馈背景模型的算法在效率及检测度上具有明显优势,因此其可以有效处理城市道路交叉口场景中存在缓慢运动或暂时停止的车辆和行人的情况.

表1 比较每种方法的平均F值和相似度

Table 1 Comparison of the average F-measure and similarity for each method

模型	场景1		场景2	
	F值	相似度	F值	相似度
GMM	0.498	0.364	0.492	0.360
ALW	0.557	0.414	0.505	0.371
SDC	0.564	0.376	0.540	0.365
ViBe	0.639	0.488	0.553	0.375
PBAS	0.525	0.370	0.518	0.351
测试算法	<b>0.921</b>	<b>0.909</b>	<b>0.678</b>	<b>0.592</b>

## 3 结论

背景相减模型易受缓慢运动或暂时处于静止状态目标的影响,为有效解决该问题,依托真实城市交通场景对各种目标检测方法进行了测试.首

先,提出了反馈背景模型的前景目标检测方法,基于样本观测值建立背景模型,而且每一个像素都指定计数器来描述当前的交通状态和像素的稳定性,前景目标检测取决于自适应阈值,而背景模型更新是以基于反馈当前交通状态和场景稳定性为基础的.其次,在对比测试中基于两个实际的城市道路交叉口视频序列进行测试,并与GMM, ALW, SDC, ViBe和PBAS作比较,定性实验结果表明本文提出的方法在处理缓慢运动或暂时处于静止状态目标的问题上效果优于其他方法.最后,通过定量实验引用了一些指标来评价上述几种检测方法的性能.定量实验结果证明了基于反馈背景模型的检测方法在处理复杂城市交叉口场景具有较高的有效性.

城市交通状态准确率的定义、学习率及更新计数器的难度较大.事实上,进行大量试验的目的是获取比较合理的参数,因此在接下来的研究工作中,会着重研究这些参数,以便于消除对算法精确度和识别度的影响因素.

### 参考文献:

- [1] 沈振乾, 苗长云, 耿磊. 夜间复杂交通场景中的车辆检测和跟踪[J]. 交通运输系统工程与信息, 2016, 16(1): 46-51. [SHEN Z Q, MIAO C Y, GENG L. Vehicles detection and tracking algorithm for complex nighttime traffic scene[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016, 16(1): 46-51.]
- [2] SOBRAL A, VACAVANT A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2014(122): 4-21.
- [3] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background

- mixture models for real-time tracking[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999: 246–252.
- [4] LIU X, QI C. Future-data driven modeling of complex backgrounds using mixture of Gaussians[J]. *Neurocomputing*, 2013(119): 439–453.
- [5] CASARES M, VELIPASALAR S, PINTO A. Light-weight salient foreground detection for embedded smart cameras[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(11): 1223–1237.
- [6] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2011, 20(6):1709–1724.
- [7] HOFMANN M, TIEFENBACHER P, RIGOLL G. Background segmentation with feedback: The pixel-based adaptive segmenter[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, USA, 2012: 38–43.
- [8] VARGAS M, MILLA J M, TORAL S L, et al. An enhanced background estimation algorithm for vehicle detection in urban traffic scenes[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, 59(8): 3694–3709.
- [9] BUCH N, VELASTIN S A, ORWELL J. A review of computer vision techniques for the analysis of urban traffic[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12(3): 920–939.
- [10] LIAO J, JIANG D, LI B, et al. A nonparametric approach to foreground detection in dynamic backgrounds[J]. *China Communications*, 2015, 12(2): 32–39.
- [11] YIN B, ZHANG J, WANG Z. Background segmentation of dynamic scenes based on dual model[J]. *IET Computer Vision*, 2014, 8(6): 545–555.
- [12] ZHANG Y, ZHAO C, HE J, et al. Vehicles detection in complex urban traffic scenes using Gaussian mixture model with confidence measurement[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2016, 10(6): 445–452.
- [13] ZHANG Y, ZHAO C, ZHANG Q. Counting vehicles in urban traffic scenes using foreground time-spatial images[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2017, 12(2): 61–67.
- [14] WANG Y, JODOIN P M, PORIKLI F, et al. CDnet 2014: An expanded change detection benchmark dataset[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2014: 393–400.
- [15] YIN B, ZHANG J, WANG Z. Background segmentation of dynamic scenes based on dual model[J]. *IET Computer Vision*, 2014, 8(6): 545–555.