

复杂背景下改进的ViBe运动目标检测算法

贾澎涛 侯长民 李娜

Improved ViBe moving target detection algorithm in complex background

JIA Pengtao, HOU Changmin, LI Na

引用本文:

贾澎涛, 侯长民, 李娜. 复杂背景下改进的ViBe运动目标检测算法[J]. 应用光学, 2023, 44(5): 1045–1053. DOI: 10.5768/JAO202344.0502005

JIA Pengtao, HOU Changmin, LI Na. Improved ViBe moving target detection algorithm in complex background[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(5): 1045–1053. DOI: 10.5768/JAO202344.0502005

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0502005>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

水体透射光谱的多特征融合COD含量估算研究

COD content estimation of multi-feature fusion based on water transmitted spectrum

应用光学. 2021, 42(3): 488–493 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0302006>

基于FPGA的自适应阈值运动目标检测

Moving object detection with adaptive threshold based on FPGA

应用光学. 2017, 38(6): 903–909 <https://doi.org/10.5768/JAO201738.0602001>

复杂背景下红外图像弱小目标检测

Dim-small targets detection of infrared images in complex backgrounds

应用光学. 2021, 42(4): 643–650 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0402002>

基于局部图像分割与多特征滤波的自适应桥梁露筋检测算法

Self-adaptive bridge bare rebar detection algorithm based on local image segmentation and multi-feature filtering

应用光学. 2020, 41(3): 508–515 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0302004>

复杂红外背景中运动小目标快速跟踪技术

Fast tracking technology of moving dim and small targets under complex infrared background

应用光学. 2021, 42(3): 443–453 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0302001>

基于双路多尺度金字塔池化模型的显著目标检测算法

Salient target detection algorithm based on dual-channel multi-scale pyramid pooling model

应用光学. 2021, 42(6): 1056–1061 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0602007>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2023) 05-1045-09

复杂背景下改进的 ViBe 运动目标检测算法

贾澎涛, 侯长民, 李娜

(西安科技大学 计算机科学与技术学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 针对传统 ViBe 算法在复杂背景下检测运动目标时会出现鬼影、阴影、误检等问题, 提出了一种改进的 ViBe 运动目标检测算法, 称为 GS-ViBe 算法。在 GS-ViBe 背景模型初始化阶段, 利用最大后验估计法确定每个像素点的最佳高斯分布数目, 使其形成多帧融合背景来代替 ViBe 的单帧背景初始化方法, 从而消除鬼影; 在 GS-ViBe 前景检测阶段, 增加多特征融合阴影检测过程, 并将其检测结果和 ViBe 前景目标融合, 得到消除阴影后的前景目标; 最后, 在 GS-ViBe 背景模型更新阶段, 引入动态更新因子代替固定更新因子, 使得背景可以自适应更新, 从而降低目标的误检率。在多种复杂背景下与传统 ViBe 算法对比发现, GS-ViBe 算法召回率提高了 37.74%, 准确率平均提高了 19.83%, 误检率平均降低了 52.57%, 表明 GS-ViBe 算法可以有效消除鬼影、阴影、误检的干扰, 获取到完整的前景目标。

关键词: 运动目标检测; 阴影检测; ViBe; 最大后验估计; 多特征融合

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202344.0502005

Improved ViBe moving target detection algorithm in complex background

JIA Pengtao, HOU Changmin, LI Na

(College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Aiming at the problems of ghosts, shadows, and false detections occur when traditional ViBe algorithm detects moving targets in complex backgrounds, an improved ViBe moving target detection algorithm was proposed, which was called GS-ViBe algorithm. In the initialization stage of GS-ViBe background model, the maximum posteriori estimation method was used to determine the optimal number of Gaussian distributions of each pixel to form a multi-frame fusion background instead of single-frame background initialization method of ViBe, so that the ghosts were eliminated. In the GS-ViBe foreground detection stage, the multi-feature fusion shadow detection process was added, and the detection results were fused with ViBe foreground targets to obtain the foreground targets after eliminating shadows. Finally, in the GS-ViBe background model update stage, a dynamic update factor was introduced instead of a fixed update factor, so that the background could be updated adaptively, thereby reducing the false detection rate of targets. In comparison with traditional ViBe algorithm in a variety of complex backgrounds, it is found that the recall rate of GS-ViBe algorithm is increased by 37.74% on average, the accuracy rate is increased by 19.83% on average and the false detection rate is reduced by 52.57% on average. It shows that the GS-ViBe algorithm can effectively eliminate the interference from ghosts, shadows and false detections, which obtains the complete foreground targets.

Key words: moving target detection; shadow detection; ViBe algorithm; maximum posteriori estimation; multi-feature fusion

收稿日期: 2022-10-10; 修回日期: 2023-01-18

基金项目: 国家自然科学基金 (62002285)

作者简介: 贾澎涛 (1977—), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事人工智能、机器学习、目标检测研究。

E-mail: jiapengtao@xust.edu.cn

通信作者: 侯长民 (1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事目标检测、图像处理、深度学习研究。E-mail: houchangmin333@163.com

引言

运动目标检测的目的是从视频中检测得到运动目标,在目标识别与跟踪、行为分析、视频监控等方面有着广泛应用^[1-4]。在实际场景中,光照变换、树叶晃动、水面闪烁、雨雪天气等干扰因素都会增加运动目标检测的难度,如何从视频中快速准确地检测出完整运动目标成为了研究热点。ViBe 算法^[5-7]是较为常用的运动目标检测算法之一,因其具有检测精度高和实时检测的特点,而被广泛应用。但是,ViBe 算法使用单帧初始化背景模型,当视频首帧存在运动目标时,后续检测结果中便会出现鬼影现象^[8];同时,在强光照场景下,ViBe 算法会将背景中的阴影部分误检为前景目标。

针对 ViBe 算法中存在的鬼影问题,尹芳等人^[9]使用帧间差分法消除鬼影,但如果运动目标长时间存在,检测效果便不够理想。JIN DL^[10]和 ZHANG Y J^[11]分别使用改进的 Canny 算子和 Sobel 算子与 ViBe 算法结合,通过边缘检测区分前景目标与鬼影,取得了较好的鬼影消除效果,但是当鬼影与前景区域重叠时,就难以检测出完整前景目标。刘家军等人^[12]通过选择颜色和空间位置相近的像素点作为样本集初始化背景模型,该算法在保证实时性的前提下能检测出完整运动目标,但有时也会将阴影误检为前景目标。崔鹏翔等人^[13]结合 YCbCr 颜色空间和混合高斯模型(Gaussian mixture model, GMM)来消除鬼影,但是对于复杂背景的鲁棒性较低。

上述方法虽然能够有效消除鬼影,但是对于阴影误检问题却难以解决。为了消除阴影对目标检测的影响,研究者们提出了一系列基于各种特征的阴影检测算法。SALVADOR 等人^[14]在 HSV(hue, saturation, value)颜色空间下根据明度分量 V 检测阴影;韩延祥等人^[15]通过计算当前图像与背景图像的纹理相似度来区分图像中的阴影和前景目标。上述两种方法均属于单特征阴影检测算法,颜色空间法在光线较暗的环境下检测效果较差,而纹理法则容易将深色目标误检为阴影。为了克服单特征方法的局限性,李鹏等人^[16]提出了一种将颜色特征、归一化向量距离和亮度比值相融合的阴影去除方法,甘玲等人^[17]结合色相和纹理特征进行特征融合进行运动车辆阴影的检测与去除,龙浩等人^[18]结合 HSV 颜色特征和 LBP(local binary pattern)纹理特征进行阴影检测,上述 3 种方

法将颜色特征和纹理特征并行处理后进行融合,这 3 种多特征融合方法能有效克服单特征方法的不足,较好地去除阴影,并保留完整的前景目标,但是会引入新的阴影和噪声破坏检测结果,尤其是在阴影与前景目标的交界处检测效果还需进一步改进。

为了解决 ViBe 算法存在的上述问题,论文提出了一种复杂背景下改进的 ViBe 运动目标检测算法——GS-ViBe(GMM and shadow detection ViBe),GS-ViBe 从背景模型初始化、前景检测和背景模型更新 3 个阶段进行改进。改进的算法可以有效抑制各种干扰,适应各种复杂背景,并且满足实时性检测需求。

1 GS-ViBe 算法

1.1 算法思想

针对 ViBe 算法背景初始化时容易产生鬼影的问题,GS-ViBe 使用改进的 GMM 背景初始化方法代替单帧背景初始化方法,通过最大后验估计法引入先验概率影响,实现自适应更新高斯分布数量,并重新设计了学习率公式,使其可以动态调整,加速背景建模,提高了算法的鲁棒性,解决了鬼影问题;对于 ViBe 算法的阴影误检问题,GS-ViBe 在前景检测阶段增加了多特征融合阴影检测过程,将阴影检测结果和前景结果结合,消除阴影对于前景检测的影响;同时 GS-ViBe 在背景模型更新阶段引入动态更新因子代替固定更新因子,使得背景可以自适应更新,从而降低背景的误检率。

1.2 基于改进 GMM 的背景模型初始化方法

GMM 作为一种基于像素的背景建模方法,主要使用 K 个高斯分布对视频帧的每个像素建模,对于 t 时刻的视频帧 X_t ,高斯混合模型分布概率公式如下所示:

$$P(x|X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \phi(x_i|\theta_{i,t}) \quad (1)$$

式中 $\theta_{i,t}$ 表示 t 时刻第 i 个高斯分布的均值 $\mu_{i,t}$ 和协方差矩阵 $\tau_{i,t}$ 。 $\sigma_{i,t}$ 为标准差,若满足条件 $|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1}$,则认为该像素点与该高斯分布匹配,此时记 $M_{i,t} = 1$,否则 $M_{i,t} = 0$ 。

如果出现 X_t 与所有高斯分布均不匹配时,则需要使用新的高斯分布代替优先级 ω_i/σ_i 较低的分

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha) \cdot \omega_{i,t-1} + \alpha \cdot M_{i,t} \quad (2)$$

$$\mu_{i,t} = (1 - \rho)\mu_{i,t-1} + \rho X_i \quad (3)$$

$$\sigma_i^2 = (1 - \rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho(X_i - \mu_{i,t})^T(X_i - \mu_{i,t}) \quad (4)$$

式中: α 代表学习率; ρ 的大小与学习率 α 相关, 表示参数的更新速率。

将式(2)中的权重序列作为一个隐式的多项式分布看待, 引入多项式分布的共轭先验狄利克雷分布:

$$P = \prod_{i=1}^K \omega_i^{c_i} \quad (5)$$

式中 c_i 是第 i 个分布的先验, 即属于第 i 个分布的先验样本数量。

在引入先验概率分布后, 通过极大似然法求解得到最终的权重更新公式:

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha) \cdot \omega_{i,t-1} + \alpha \cdot M_{i,t-1} - \alpha \cdot d \quad (6)$$

式中 d 为先验估计引入的影响因子。负数权重的狄利克雷分布将使与像素无法匹配的分布权重减小, 当其权重减小为负数时便舍弃该分布, 保证了分布权重的非负性。

此外, 背景模型应尽可能保留初始帧的特征, 传统 GMM 中的学习率是一个固定值, 影响背景模型的准确性, 因此改进的 GMM 中重新设计了学习率更新公式:

$$\alpha = \frac{1}{\min(2t, L)} \quad (7)$$

式中: t 代表视频帧编号; L 为初始化视频帧数。随着输入视频帧数的增加, 学习率会从较大值逐渐趋于稳定, 所包含的初始帧特征达到最大化, 确保了背景模型的准确性。

1.3 多特征融合阴影检测算法

为了消除阴影对于前景检测结果的影响, 充分利用各个特征来辅助阴影检测, GS-ViBe 中提出了一种基于串行结构的多特征融合阴影检测算法。针对现有算法容易引入新的阴影和噪声以及在阴影与目标边界不明显时检测效果较差的问题, 改进算法对颜色特征、纹理特征和边缘特征进行融合, 通过新引入的边缘特征计算图像边缘与前景检测结果之间的差异, 获得目标周围的边缘特征, 之后将其他特征检测得到的阴影结果与边缘特征融合, 最大限度地去除阴影部分, 解决了边界模糊时目标难以完整检测的问题; 此外, 为了解决前景目标中易出现孔洞的问题, 改进算法采用串行结构进行特征融合, 尽量充分利用各种特征来辅助阴影检测, 并添加了形态学处理步骤, 对检测结果进行修正, 降低孔洞现象的出现。在光照环境下,

运动目标在颜色构成上与阴影部分存在较大差异, 并且当阴影将背景像素覆盖之后, 其纹理特征变化较小。因此, 通过计算背景图像和当前帧图像之间的颜色特征和纹理特征的差异, 可以初步得到当前帧位于 (x, y) 处的阴影检测结果 $S(x, y)$ 。

$$S(x, y) = \begin{cases} 255, & \alpha \leq |F_b(x, y) - F_i(x, y)| \leq \beta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $F_b(x, y)$ 和 $F_i(x, y)$ 分别表示背景图像和当前第 i 帧的特征值; α 和 β 是两个阈值, 用于判断当前像素点是否属于阴影部分。

之后, 使用边缘特征获取当前帧图像边缘结果后, 将其检测结果与 ViBe 前景结果进行对比, 进而保留目标周围的边缘:

$$E(x, y) = \begin{cases} 255, & P(x, y) = E_{\text{all}}(x, y) = 255 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式中 $P(x, y)$ 和 $E_{\text{all}}(x, y)$ 分别表示当前帧图像的 ViBe 前景检测结果和边缘检测结果中位于 (x, y) 处的像素值。

在对目标边缘经过形态学膨胀处理后, 将当前帧图像在位置 (x, y) 处的阴影检测结果与边缘检测结果的像素值相减, 得到最终的阴影检测结果 $S_F(x, y)$ 。

$$S_F(x, y) = S(x, y) - E(x, y) \quad (10)$$

最后, 将阴影检测结果和 ViBe 前景检测结果融合, 得到消除阴影后的前景目标 $D(x, y)$ 。

$$D(x, y) = \begin{cases} 0, & S_F(x, y) = P(x, y) = 255 \\ P(x, y), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

1.4 自适应背景更新模型

在复杂背景下, 背景模型更新容易受到环境干扰, 如果采用传统 ViBe 算法中的更新策略, 则可能使得前景被误检为背景或者背景被误检为前景, 进而导致误检率升高。因此为了降低误检率, GS-ViBe 在背景模型更新阶段引入空间一致性原则, 即为每个像素点定义一个邻域集合, 通过判断该邻域集与其背景模型的空间一致性, 来决定背景模型的更新概率。

当前视频帧位于 (x, y) 处的像素点的 δ 邻域定义为

$$N_{(x,y)} = \{n_1, n_2, \dots, n_\delta\} \quad (12)$$

式中 δ 为一正整数。

然后, 计算像素点邻域 $N_{(x,y)}$ 与其背景模型集合 $B(x, y)$ 的交集:

$$I_{(x,y)} = N_{(x,y)} \cap B_{(x,y)} \quad (13)$$

之后将空间一致性系数定义为

$$C_{(x,y)} = \frac{|I_{(x,y)}|}{|N_{(x,y)}|} \quad (14)$$

空间一致性系数 $C_{(x,y)}$ 作为像素点被判定为背景景点的度量标准,其值越大,说明像素点邻域中属于背景的像素点也越多,进而说明该点作为背景的可能性也越高,该像素点的背景模型更新概率也就越高,因此使用空间一致性系数定义自适应更新因子:

$$\varphi_{(x,y)} = \frac{\varphi}{C_{(x,y)}} \quad (15)$$

式中: φ 为初始更新因子; $\varphi_{(x,y)}$ 为自适应更新因子,该像素点有 $1/\varphi_{(x,y)}$ 的概率去更新背景模型。这样不仅可以有效减少前景被误检为背景的概率,而且可以进一步增强算法的鲁棒性。

2 实验结果分析

2.1 数据集与实验环境

为了验证 GS-ViBe 算法的有效性,选用具有复杂背景的数据集 CDNet2014^[19] 进行实验。CDNet2014

数据集中包含大量有复杂背景的视频数据,包括雨雪环境、强光照环境、晃动的树叶、水面以及夜间环境等。同时,数据集中每个视频都标注有真值标签,便于算法性能的定量分析。

算法代码是在 Windows 10 操作系统下使用 Visual Studio 2022、C++ 和 OpenCV 4.5.2 编写运行,实验环境为 i5-11400H 2.70GHz CPU,内存为 16.0 GB。实验中 GMM 背景模型初始化视频帧数 $L = 500$,初始高斯分布个数 $M = 6$,ViBe 算法初始化匹配半径 $R = 20$,样本个数 $N = 20$,背景更新因子 $\varphi = 16$,最小匹配数 $Q_{\min} = 2$ 。

2.2 背景模型初始化结果对比

为了对比各种背景模型初始化算法的背景建模结果,选取了数据集中的 3 个视频(PETS2009、Highway 和 Skating),将多帧平均法、多帧中位数和 GMM 背景初始化方法与 GS-ViBe 算法中改进的多帧背景初始化方法进行实验对比,图 1 为各视频使用不同的背景模型初始化方法的结果对比图,图 2 为 Highway 数据集通过背景建模后 300 个像素点的高斯分布数目曲线图。

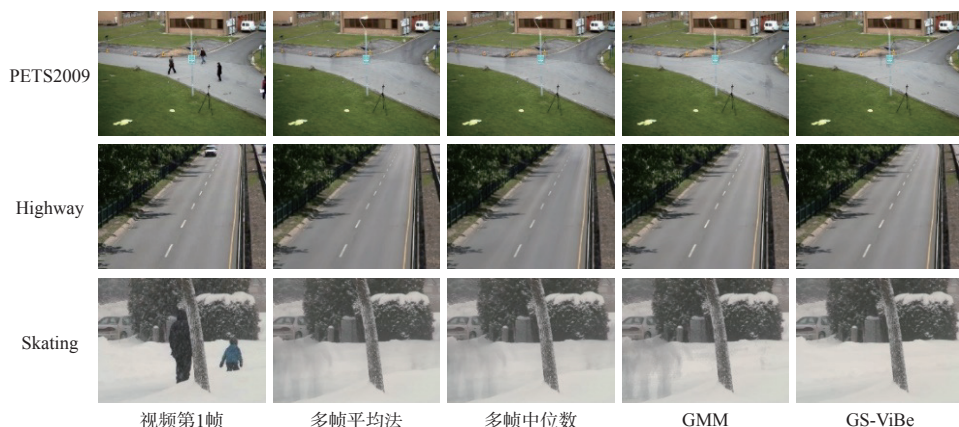


图 1 各种背景初始化算法结果对比

Fig. 1 Comparison of results of various background initialization algorithms

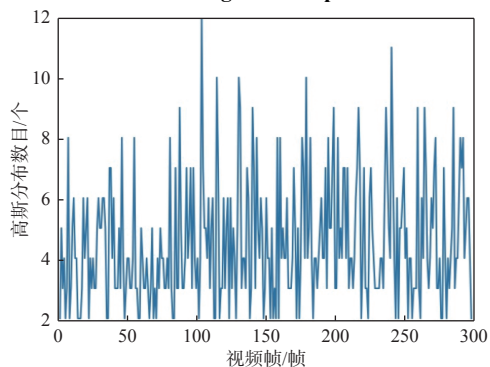


图 2 像素点高斯分布数目

Fig. 2 The number of Gaussian distribution of pixels

由图 1 可知,对于多帧平均法和多帧中位数,在目标较多的视频 PETS2009 和 Skating 上,初始化背景中存在虚影,对于目标移动过快的 Highway 数据集,其初始化背景中虚影被拖长,而传统的 GMM 算法背景中的虚影现象更严重。GS-ViBe 算法背景初始化结果中几乎不含运动目标和虚影,更加接近于真实背景,能够适应各种不同复杂背景。

从图 2 中可以看出,像素的高斯分布数目最高可达 12 个,最低则为 2 个,由于使用视频的前

500 帧进行高斯混合模型的训练,所以当某一帧的某一像素位置处出现运动目标或是受到其他干扰时,会导致高斯分布数目变化,但是基本上集中在 3~6 个之间,传统 ViBe 算法的高斯分布数目一般设定为 3~5 个,高斯分布数目实验既验证了算法有效性,也证明了自适应高斯分布数目可以适应复杂背景下视频帧的变化。

2.3 阴影消除结果对比

为了验证多特征融合阴影检测算法的效果,实验选择了 HSV 颜色特征和 Canny 边缘特征进行多特征融合阴影检测,并选取了数据集中包含阴影的视频(PETS2006、Pedestrian 和 Bungalows),与文

献[15]、[16]和[17]中的阴影检测算法在同一 ViBe 前景检测结果下进行阴影消除结果对比,表 1 为各算法平均运行时间对比,图 3 为阴影消除结果对比。

表 1 不同数据集各算法的平均运行时间

Table 1 Average running time of each algorithm in different datasets ms/帧

算法	PETS2006	Pedestrians	Bungalows
文献[15]	56.8	74.2	58.2
文献[16]	49.5	53.6	52.6
文献[17]	48.6	53.2	51.9
GS-ViBe	47.6	51.0	49.1

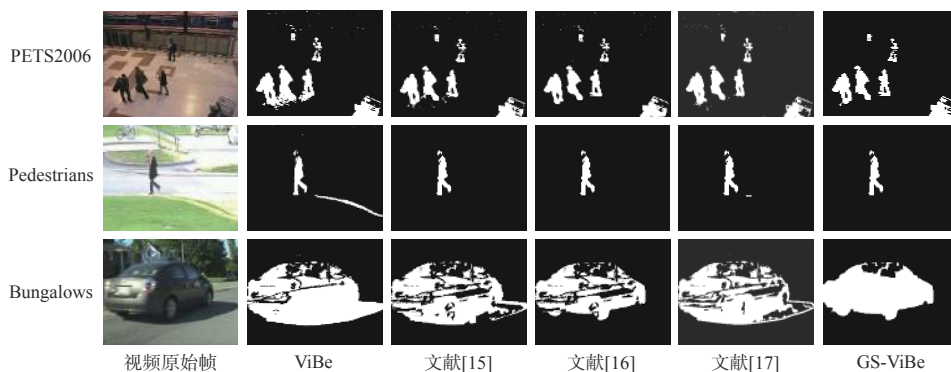


图 3 阴影检测算法结果对比

Fig. 3 Comparison of results of shadow detection algorithm

从图 3 可以看出,在 PETS2006 和 Pedestrians 两种复杂光照环境下,文献[15]、[16]和[17]中的方法均可有效消除光照环境对阴影检测的影响,能够检测出较为完整的前景目标,但是依然存在一些面积较小的阴影部分无法消除;此外,从表 1 中数据可以发现,3 种对比算法的运行耗时均高于改进算法,不适用于实时性检测场景。在 Bungalows 场景下,由于检测目标为车辆,而车辆上的玻璃等反光设备会对检测结果造成影响,文献[15]、[17]中的方法无法区分本影与投影,导致阴影消除效果较差,将大量阴影部分误检为了前景目标,文献[16]虽然可以区分本影和投影,阴影消除效果较好,但与文献[15]和[17]类似,均导致运动目标中存在大量孔洞。GS-ViBe 在 3 种场景下不仅能有效消除阴影,也并未引入新的噪声,降低了误检率,保证了前景目标的完整性,且在运行时间上相较其他方法更快,可以满足实时性检测需求。

2.4 动态更新因子背景更新与目标检测结果对比

为了验证动态更新因子的有效性,对 φ 取不同

值时的目标检测结果进行对比。如图 4 所示,根据公式(14)中更新因子的变化范围,分别选取自适应更新因子 $\varphi_{(x,y)}$ 、 $\varphi = 1$ 、 $\varphi = 16$ 、 $\varphi = 32$ 这 4 种情况,在 PETS2006、Pedestrian 和 Bungalows 3 个视频上验证其有效性。

从图 4 可以看出,无论是在 Skating 或是 Canoe 这种复杂背景下,固定更新因子的检测结果中噪点较多,且检测目标中存在孔洞,而 φ 自适应下的目标更加完整,噪点干扰也更少,其中 Skating 视频当前帧的 $\varphi_{(x,y)} = 8$, Canoe 视频当前帧的 $\varphi_{(x,y)} = 18$, StreetCornerAtNight 视频当前帧的 $\varphi_{(x,y)} = 22$;在 streetCornerAtNight 这种夜间环境下,无论是固定还是自适应更新因子得到的检测结果中噪点都很少,但是自适应更新因子比固定更新因子得到的目标更加完整;从使用动态更新因子后得到的背景更新结果可以看出,算法能够明显得到不含前景目标的背景,可以有效提高后续前景检测的准确度。总之,动态更新因子能够有效降低背景与前景的误检率,得到更加完整的背景更新结果和运动目标。

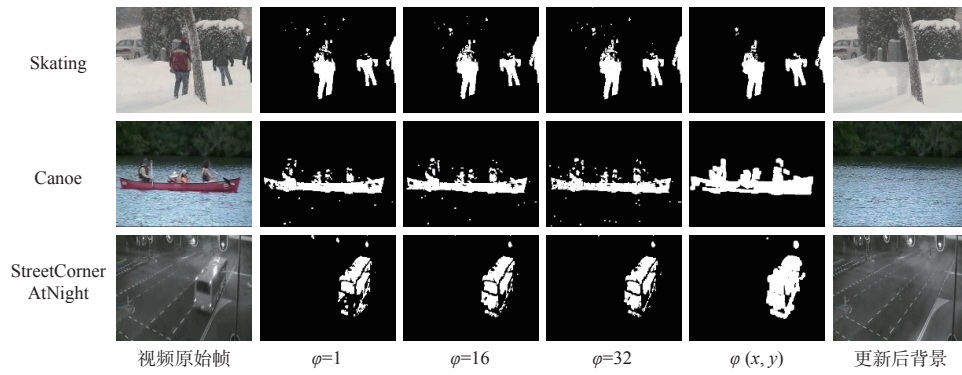


图 4 背景更新与目标检测结果

Fig. 4 Results of background update and target detection

2.5 复杂背景下运动目标检测结果对比

为了综合对比各种算法在复杂背景下的运动目标检测结果,将 GS-ViBe 算法与传统 ViBe 算法、

文献 [8] 和文献 [9] 中的方法进行对比,检测结果对比如图 5 所示。从图 5 可以看出,在各类复杂场景下,GS-ViBe 都能较好地提取出完整的前景目标。

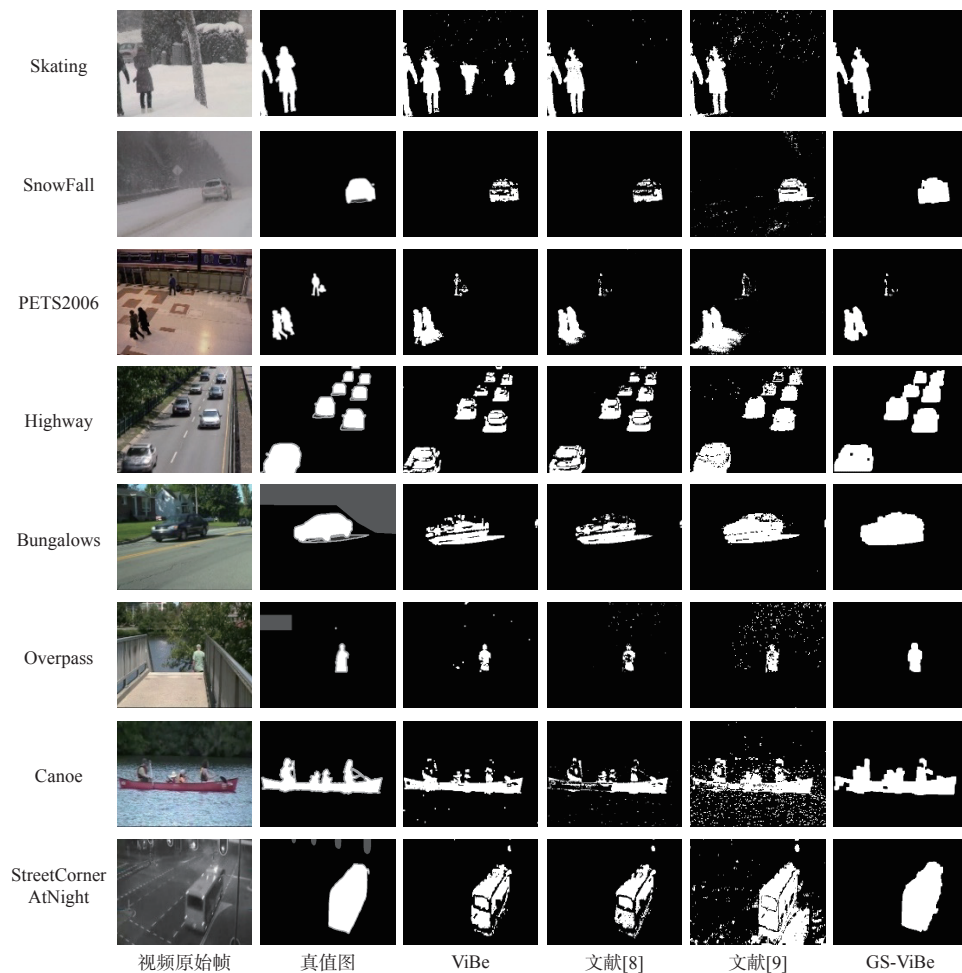


图 5 复杂背景下不同算法检测结果

Fig. 5 Detection results of different algorithms in complex background

其中,在 Skating 和 SnowFall 两个数据集上,ViBe 算法的检测结果中存在明显的鬼影和孔洞,

文献 [8] 和 [9] 的检测结果中存在较多明显的误检,GS-ViBe 检测到的前景目标比较符合其真值

图;在数据集 PETS2006、Highway 和 Bungalows 上,其他算法提取到的前景目标中均包含阴影和孔洞,而 GS-ViBe 目标提取不仅完整,且消除了阴影;在数据集 Overpass 和 Canoe 上,ViBe 算法、文献 [8] 和 [9] 的检测结果中含有大量噪点,前景目标残缺,而 GS-ViBe 不仅消除了大量被误检为前景目标的噪点,且前景目标更加完整;在数据集 StreetCornerAtNight 上,ViBe 算法和文献 [8] 均比较完整地获得了前景目标,但存在大量孔洞,文献 [9] 算法虽然前景目标中的孔洞较少,但存在大量噪点,并且将阴影误检为了前景目标,而 GS-ViBe 不仅降低了误检率,且不存在明显的孔洞。

2.6 定量分析

采用 CDNet2014 中的召回率 R_e 、准确率 P_r 、 F_1 分数和误检百分比 P_{WC} 以及每秒检测帧数 (FPS) 这 5 个指标对算法进行定量分析。其中, R_e 用来衡量检测结果的完整性, P_r 和 P_{WC} 可以衡量检测结果的正确性, F_1 分数则体现算法的综合性能。其计算公式如下所示:

$$R_e = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (16)$$

$$P_r = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (17)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P_r \cdot R_e}{P_r + R_e} \quad (18)$$

$$P_{WC} = \frac{N_{FN} + N_{FP}}{N_{TP} + N_{FN} + N_{FP} + N_{TN}} \times 100\% \quad (19)$$

式中: N_{TP} 为正确检测为前景的像素数; N_{TN} 为正确检测为背景的像素数; N_{FP} 为误检为前景的像素数; N_{FN} 为误检为背景的像素数。 R_e 、 P_r 、 F_1 分数和 FPS 的值均是越大越好,而 P_{WC} 则是越小越好。各种算法的对比结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,在不同复杂场景下,GS-ViBe 相对于传统 ViBe 算法、文献 [8] 和文献 [9],各项指标均有大幅度提高,召回率分别平均提高了 37.74%、41.66%、11.71%;准确率分别平均提高了 19.83%、7.06%、39.97%;误检百分比分别平均降低了 52.57%、46.79%、45.67%, F_1 分数也优于其他 3 种算法。此外,GS-ViBe 虽然 FPS 值不及经典 ViBe 算法,但是与其他两种改进方法的实时性相比,具有一定优势,平均 FPS 能够保持在 32 左右,能够满足算法实时检测的要求。

表 2 算法定量评价

场景	指标	ViBe	文献 [8]	文献 [9]	GS-ViBe
Skating	R_e	0.877 9	0.910 4	0.906 9	0.944 2
	P_r	0.519 2	0.845 3	0.832 8	0.835 8
	F_1	0.643 5	0.872 9	0.868 3	0.883 1
	$P_{WC}/\%$	0.051 3	0.013 8	0.026 0	0.013 0
	FPS	45	21	21	30
SnowFall	R_e	0.607 0	0.612 1	0.777 2	0.979 6
	P_r	0.925 0	0.963 6	0.812 7	0.902 1
	F_1	0.733 0	0.748 7	0.794 5	0.939 1
	$P_{WC}/\%$	0.046 3	0.038 6	0.012 1	0.007 1
	FPS	40	18	23	28
PETS2006	R_e	0.778 5	0.789 7	0.805 4	0.808 6
	P_r	0.618 1	0.671 7	0.401 1	0.818 0
	F_1	0.689 1	0.725 9	0.535 6	0.813 3
	$P_{WC}/\%$	0.025 6	0.020 3	0.047 8	0.012 0
	FPS	50	20	21	32
Highway	R_e	0.621 9	0.701 4	0.875 2	0.963 6
	P_r	0.568 9	0.610 3	0.620 7	0.830 2
	F_1	0.594 2	0.652 7	0.726 3	0.891 9
	$P_{WC}/\%$	0.064 8	0.056 1	0.038 9	0.030 3
	FPS	35	17	19	35
Bungalows	R_e	0.595 1	0.584 2	0.923 9	0.987 1
	P_r	0.542 2	0.589 5	0.699 3	0.706 7
	F_1	0.567 4	0.586 8	0.769 0	0.822 3
	$P_{WC}/\%$	0.071 2	0.069 8	0.030 7	0.025 3
	FPS	40	18	20	32
Overpass	R_e	0.872 5	0.711 7	0.847 8	0.985 9
	P_r	0.842 1	0.872 7	0.495 4	0.814 6
	F_1	0.856 6	0.782 9	0.624 7	0.891 6
	$P_{WC}/\%$	0.004 5	0.005 7	0.014 3	0.003 5
	FPS	37	20	21	30
Canoe	R_e	0.763 3	0.585 2	0.812 7	0.929 8
	P_r	0.925 3	0.929 4	0.619 9	0.800 6
	F_1	0.836 3	0.718 1	0.703 2	0.860 4
	$P_{WC}/\%$	0.030 4	0.045 7	0.065 8	0.030 3
	FPS	39	21	22	31
StreetCorner AtNight	R_e	0.548 4	0.582 4	0.824 0	0.951 4
	P_r	0.770 7	0.781 2	0.474 0	0.834 7
	F_1	0.632 4	0.659 9	0.590 5	0.889 2
	$P_{WC}/\%$	0.052 9	0.047 2	0.082 4	0.017 0
	FPS	41	20	23	35

3 结论

论文针对传统 ViBe 算法在复杂场景下适应性较差,检测结果中会存在鬼影、阴影、误检等问题,提出了一种改进的 ViBe 算法——GS-ViBe,主要内容包括使用改进的 GMM 初始化背景模型、加入多特征融合的阴影检测步骤和自适应背景模型更新。实验结果显示,与其他算法相比,GS-ViBe 无论是在动态背景或是在夜晚环境下都能够准确完整地检测出运动目标,其召回率、准确率、 F_1 分数和误检百分比等指标均优于其他对比算法。但是该方法仍然存在一些缺点,比如对于较小的运动目标不够敏感,在检测过程中会忽略这些小目标。因此,如何对小目标进行提取是后续研究需要继续解决的问题。

参考文献:

- [1] LEE H, YOON J, JEONG Y, et al. Moving object detection and tracking based on interaction of static obstacle map and geometric model-free approach for urban autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 22(6): 3275-3284.
- [2] 李唐薇, 童官军, 李宝清, 等. 大视场域的目标检测与识别算法综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 120002.
LI Tangwei, TONG Guanjun, LI Baoqing, et al. Review on object detection and recognition in large field of view[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 120002.
- [3] SULTANA M, MAHMOOD A, JUNG S K. Unsupervised moving object detection in complex scenes using adversarial regularizations[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2020, 23: 2005-2018.
- [4] ZHANG Z, YE J, DENG Q, et al. Image-free real-time detection and tracking of fast moving object using a single-pixel detector[J]. *Optics Express*, 2019, 27(24): 35394-35401.
- [5] BARNICH O, VAN D M. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]//2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. New York: IEEE, 2009: 945-948.
- [6] BARNICH O, VAN D M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 20(6): 1709-1724.
- [7] 陈伟, 刘宇, 李宏涛, 等. 基于自适应阈值和动态更新因子的ViBe改进算法[J]. *应用光学*, 2022, 43(3): 444-452.
CHEN Wei, LIU Yu, LI Hongtao, et al. Improved ViBe algorithm based on adaptive threshold and dynamic update factor[J]. *Journal of Applied Optics*, 2022, 43(3): 444-452.
- [8] 王彤, 王巍, 崔益豪, 等. 基于颜色布局描述子的改进ViBe算法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(3): 812-818.
WANG Tong, WANG Wei, CUI Yihao, et al. Improved ViBe algorithm based on color layout descriptor[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(3): 812-818.
- [9] 尹芳, 孟迪, 李骞. 改进ViBe的运动目标检测算法[J]. *哈尔滨理工大学学报*, 2022, 27(1): 23-30.
YIN Fang, MENG Di, LI Ao. Improvement algorithm of ViBe in moving target detection[J]. *Journal of Harbin University of Science and Technology*, 2022, 27(1): 23-30.
- [10] JIN D L, ZHU S H, SUN X, et al. Fusing Canny operator with vibe algorithm for target detection[C]//2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), New York: IEEE, 2016: 119-123.
- [11] ZHANG Y J, ZHAO X G, TAN M. Motion detection based on improved Sobel and ViBe algorithm[C]//2016 35th Chinese Control Conference (CCC). [S. l.]: [s. n.], 2016: 4143-4148.
- [12] 刘家军, 林皓琨. 基于ViBe算法的自适应阈值运动目标检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(2): 144-153.
LIU Jiajun, LIN Haokun. Adaptive threshold moving target detection algorithm based on ViBe[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(2): 144-153.
- [13] 崔鹏翔, 于凤芹. 消除鬼影及阴影的改进ViBe运动目标检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 98-106.
CUI Pengxiang, YU Fengqin. Improved ViBe moving object detection algorithm to eliminate ghost and shadow[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 98-106.
- [14] SALVADOR E, CAVALLARO A, EBRAHIMI T. Cast shadow segmentation using invariant color features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, 95(2): 238-259.
- [15] 韩延祥, 张志胜, 郝飞, 等. 灰度序列图像中基于纹理特征的移动阴影检测[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11): 1709-1724.

- 2931-2942.
- HAN Yanxiang, ZHANG Zhisheng, HAO Fei, et al. Shadow detection based on texture features in gray sequence images[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(11): 2931-2942.
- [16] 陈嵘, 李鹏, 黄勇. 基于多特征融合的运动阴影去除算法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(6): 291-295.
- CHEN Rong, LI Peng, HUANG Yong. Moving shadow removal algorithm based on multi-feature fusion[J]. *Computer Science*, 2018, 45(6): 291-295.
- [17] 甘玲, 赵华翔. 一种改进的ViBe算法结合多特征融合的阴影移除方法[J]. *微电子学与计算机*, 2015, 32(11): 152-157.
- GAN Ling, ZHAO Huaxiang. Shadow elimination based on improved Vibe and multiple features fusion[J]. *Microelectronics & Computer*, 2015, 32(11): 152-157.
- [18] 龙浩, 李庆党, 张明月. 基于HSV颜色空间和局部纹理的阴影消除算法研究[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(18): 81-87.
- LONG Hao, LI Qingdang, ZHANG Mingyue. Research on shadow elimination algorithm based on HSV color space and local texture[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(18): 81-87.
- [19] WANG Y, JODOIN P M, PORIKLI F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. New York: IEEE , 2014: 387-394.