

## 改进的 ViBe 运动目标检测算法

于明, 刘帅, 师硕

(河北工业大学 计算机科学与技术学院, 天津 300401)

**摘要** ViBe 算法存在初始化背景建模效果不佳、不适应复杂背景变化以及消除鬼影较慢的问题. 为了解决这些问题, 提出一种改进的 ViBe 算法. 此算法首先采用多帧图像梯度幅值进行背景建模, 在背景更新时, 引入阈值自适应调整因子, 实现动态更新阈值, 为提高消除鬼影效率, 在鬼影消除判别过程中采用基于运动目标区域整体性的判别方法. 实验结果表明, 改进的算法能快速消除鬼影, 在复杂背景、光线变化环境中具有更好的适应性和更高的检测精度.

**关键词** ViBe; 目标检测; 梯度幅值; 自适应阈值; 鬼影消除

**中图分类号** TP39

**文献标志码** A

## Improved ViBe algorithm for detecting moving objects

YU Ming, LIU Shuai, SHI Shuo

(School of Computer Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**Abstract** The initial background modeling of the existing ViBe algorithm is not effective and it do not adapt to the complex background change as well as the rate of eliminating ghost is slower. To solve this problems, an improved algorithm was proposed in the paper. First, the background of the algorithm is modeled by multi-frame image gradient amplitude. In the background update, a threshold adaptive factor is introduced to realize the threshold of dynamic updating. The paper adds a method based on integral discrimination of moving objects to enhance the rate of eliminating ghost. The experimental results show that the improved algorithm can eliminate the ghost more quickly, and has better adaptability and higher detection precision in complicated background and light changing environment.

**Key words** ViBe; objects detection; gradient magnitude; adaptive threshold; ghost elimination

## 0 引言

监控视频中的运动目标检测是信息提取的关键步骤, 是后续目标分类、跟踪等研究的基础. 针对目前普遍采用的固定摄像头设备进行的视频监控, 常用的方法是通过背景建模算法获得背景模型, 再通过差分法即用当前帧减去背景模型获得运动目标. 常用的背景差分法可分为均值滤波法、单高斯模型法、混合高斯模型法以及 ViBe (Visual Background Extractor) 算法等. 均值滤波法<sup>[1]</sup>使用图像序列的连续多帧平均像素值作为背景, 若当前帧与背景帧对应位置的像素值差大于 1 个阈值时, 则判定该像素点为前景, 该算法计算简单, 实时性好, 但对环境光照变化和一些动态背景变化比较敏感. 单高斯模型法<sup>[2]</sup>根据背景像素点进行建模, 适用于单模态背景模型, 对于有树叶摇动、波动的水面等复杂背景, 就会产生大量噪点. 混合高斯模型法<sup>[3]</sup>是运动目标检测的经典算法, 算法对每个像素点的像素值出现概率使用多个高斯分布进行描述, 能反映背景自身的变化, 检测效果较好, 但计算量大, 实时性差.

2011 年, Barnich 等人提出的 ViBe 算法<sup>[4]</sup>具有检测速度快、效果好、占用内存低的优点, 是一种高效的、鲁棒性强的非参数背景建模算法, 得到广泛应用. 但是 ViBe 算法采用第 1 帧建立初始化背景模型, 背景模型的建立过程过于简单, 还不能检测出在第 1 帧就出现的运动目标<sup>[5]</sup>. 在背景更新过程中, 也有不能及

收稿日期: 2016-12-12

基金项目: 天津市科技计划项目 (14RCFGX00846; 15ZCZDNC00130); 河北省自然科学基金 (F2015202239)

作者简介: 于明 (1964-), 男, 教授, 博士生导师. 通讯作者: 师硕 (1981-), 女, 讲师.

时适应环境和运动目标变化的问题, 虽然 ViBe 算法对鬼影有自己的消除算法, 但消除速率较慢. 针对上述问题, 文献 [6] 采用基于像素变化为每个像素设定阈值, 提高前景检测的精确度, 但是对大范围的动态背景处理后还会残存较多噪声点. 文献 [7] 使用帧间差分技术, 通过记录相关像素值的时域变化来判断鬼影像素, 提高鬼影消除速率, 但是其全局的更新策略导致前景像素被填充到背景样本中. 因此, 本文对 ViBe 算法进行改进, 首先采用多帧图像梯度幅值进行背景初始化, 使得到的背景模型更加接近于真实背景, 然后引入表示背景复杂度的程度因子来自适应调整更新阈值. 针对鬼影区域, 增加基于目标整体性的判别方法进行改进, 使之能够有效且快速的消除鬼影. 实验结果表明, 本文改进算法能较快地消除鬼影, 并在复杂背景以及复杂环境中具有较好的适应性.

## 1 ViBe 原理描述

ViBe 算法包括 3 个模块: 背景模型初始化、前景检测和背景模型更新.

① 背景模型初始化: ViBe 为每个像素  $v(x)$  建立背景模型, 每个像素点的背景模型有  $N$  个像素值, 记为  $M(x) = \{v_1, v_2, \dots, v_k, \dots, v_N\}$ , 通常  $N = 20$ . 初始化时, 选择图像序列的第 1 帧, 随机选择当前像素点的 8 邻域任意一点像素值存到当前像素点的背景模型中, 得到  $v_k$ . 重复  $N$  次, 得到初始背景模型  $M(x)$ .

② 前景检测: 在欧氏空间<sup>[9]</sup>定义 1 个以像素  $v(x)$  为圆心, 匹配阈值  $R$  为半径的圆  $S_R(v(x))$ . 它表示与  $v(x)$  欧氏距离小于  $R$  的所有点的集合, 如图 1 所示.

统计  $M(x)$  与  $v(x)$  欧氏距离小于  $R$  的个数, 若大于最小匹配数  $D_{\min}$ , 则判定该像素点是背景点, 否则为前景点, 如公式 (1) 所示.

$$\begin{cases} 0, & \text{若 } S_R(v(x)) \cap M(x) \geq D_{\min} \\ 1, & \text{若 } S_R(v(x)) \cap M(x) < D_{\min} \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中: 0 表示分类为背景点; 1 表示分类为前景点.

③ 背景模型更新: 1 个像素点被判定是背景点后, 需要对该点及其邻域进行背景模型的更新. ViBe 采用随机更新与扩散机制, 对于判定是背景的像素  $v(x)$ , 它有  $1/\varphi$  的概率用其当前的像素值更新背景样本  $M(x)$ , 同时也有  $1/\varphi$  的概率随机选择邻域的某个点的  $N$  个背景样本元素中的 1 个更新. 其中  $\varphi$  表示时间二次抽样因子.

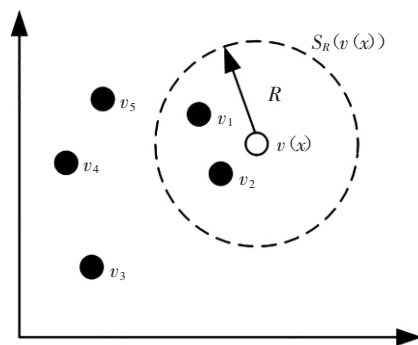


图 1 ViBe 算法的半径阈值判断原理图

Fig. 1 Radius threshold judgment of ViBe algorithm

## 2 改进的 ViBe 算法

通过采用多帧梯度幅值建立背景模型, 改善了背景初始化的效果, 根据背景复杂程度把 ViBe 算法中的固定半径阈值改成自适应更新阈值, 提高了对背景变化和运动目标变化的适应性, 提出基于目标整体性的背景判别方法, 达到快速消除鬼影的目的. 本文改进的 ViBe 算法流程图如图 2 所示.

### 2.1 基于多帧图像梯度幅值建立背景模型

ViBe 算法采用第 1 帧进行背景初始化, 容易产生鬼影. 为了建立区分背景和前景的背景模型, 本文使用基于多帧图像梯度幅值<sup>[9]</sup>的背景初始化方法. 首先收集前  $m$  帧像素的梯度幅值, 设第  $k$  帧, 坐标  $(x, y)$  处的灰度值记为  $f(k)$ , 求取  $m$  帧内像素的梯度变化最大值, 如公式 (2) 所示

$$\nabla f = \max |f(k) - f(k-1)|, k \in \{2, \dots, m\} \quad (2)$$

通过  $\nabla f$  可以表示连续  $m$  帧处在像素点  $(x, y)$  的变化情况, 再求取像素点  $(x, y)$  的平均梯度幅值变化, 如公式 (3) 所示

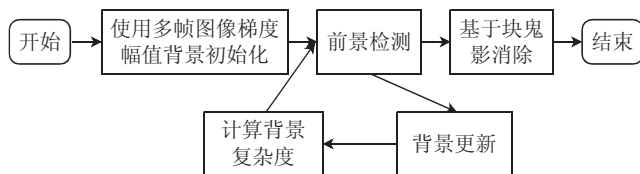


图 2 改进的 ViBe 算法流程图

Fig. 2 Improved ViBe algorithm flow diagram

$$f_{avg} = \frac{\sum_{k=2}^m |f(k) - f(k-1)|}{m-2} \quad (3)$$

对像素点  $(x, y)$  的判定方法如公式 (4) 所示

$$\begin{cases} 0, & \text{若 } f \leq 2 f_{avg} \\ 1, & \text{若 } f > 2 f_{avg} \end{cases} \quad (4)$$

式中: 0 表示背景点; 1 表示前景点. 本文的背景初始化方法能建立 1 个预先判断出背景前景的背景模型, 对于残存的噪声点, 将在后续的背景更新中进行消除.

## 2.2 阈值自适应调整因子

原始 ViBe 算法的模型更新半径  $R$  和更新率  $T$  是固定的<sup>[10]</sup>, 不利于前景检测, 不能适应环境背景变化. 为适应复杂场景变化改进固定阈值为自适应调整阈值, 为每个像素点设置自己的更新率  $T(P_x)$  和半径阈值  $R(P_x)$ . 使用新像素与样本集合中样本点的最小距离  $D_t(P_x)$  表现背景的复杂程度, 并更新阈值, 定义为公式 (5)

$$D_t(P_x) = \min_i \text{dist}(I(P_x), P_i) \quad (5)$$

式中:  $I(P_x)$  是新像素点  $P_x$  的一个样本点,  $\text{dist}(I(P_x), P_i)$  是求样本点与像素点的最小距离;  $D_t(P_x)$  是第  $t$  帧时新像素点  $P_x$  与其样本集的各点的最小距离. 背景复杂程度可以用  $\bar{d}_{\min}(P_x)$  来表示, 表示所有新像素点的最小距离的平均值, 如公式 (6) 所示

$$\bar{d}_{\min}(P_x) = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t D_k(P_x) \quad (6)$$

背景模型的更新率  $T(P_x)$  的值通过平均最小距离  $\bar{d}_{\min}(P_x)$  调整, 如公式 (7) 所示

$$T(P_x) = \begin{cases} T(P_x) + \frac{1}{\bar{d}_{\min}(P_x)}, & \text{if } P_x = 0 \\ T(P_x) - \frac{1}{\bar{d}_{\min}(P_x)}, & \text{if } P_x = 1 \end{cases} \quad (7)$$

半径阈值  $R(P_x)$  可通过公式 (8) 自适应调整, 式中  $R_s$  用于控制背景复杂度对半径阈值的调整.

$$R(P_x) = \begin{cases} R(P_x) \times (1 - 0.05), & \text{若 } R(P_x) > R_s \times \bar{d}_{\min}(P_x) \\ R(P_x) \times (1 + 0.05), & \text{若 } R(P_x) < R_s \times \bar{d}_{\min}(P_x) \end{cases} \quad (8)$$

对 ViBe 算法的固定半径阈值  $R$  和固定时间更新率  $T$  用自适应阈值  $R(P_x)$  和  $T(P_x)$  代替, 阈值更新机制是通过平均最小距离  $\bar{d}_{\min}(P_x)$  调整,  $\bar{d}_{\min}(P_x)$  是能够体现背景复杂程度的因子.

## 2.3 目标整体性判别方法消除鬼影

ViBe 算法在背景初始化过程中会在原始位置检测到 1 个虚假的运动区域, 形成鬼影区域<sup>[11]</sup>. ViBe 基于像素点消除鬼影, 对鬼影区域消除的速率较慢. 为了加快消除速率, 本文把静止状态的像素点  $P_x$  组成目标块  $M(P_x)$ , 从整体上消除鬼影. 如果 1 个目标块连续静止而被检测为背景, 该目标块就是鬼影, 如公式 (9) 所示.

$$En_t[M(P_x)] = \begin{cases} En_{t-1}[M(P_x)] + 1; & \text{如果 } M(P_x) \text{ 是静止的} \\ 0; & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $En_t[M(P_x)]$  初始值是 0, 用来计数目标块连续被检测为前景的次数. 如果 1 个前景目标块是连续静止的前景点, 则每更新一帧,  $En_t[M(P_x)]$  加 1, 连续累加大于固定的阈值  $T_N$ , 则判断  $En_t[M(P_x)]$  为鬼影块, 把目标块中所有像素点置为背景点.

## 3 实验分析

本文实验代码借助于 OpenCV2.4.9 开源库使用 C++ 编写, 采用 PETS2009<sup>[12]</sup>和 ChangeDetection (CDnet)<sup>[13]</sup>数据集, 算法中背景初始化样本个数  $N = 20$ , 选取背景帧  $m = 5$ , 半径阈值  $T_R$  初始值为 20. 硬件环境: Intel i3, 2.27 GHz CPU, RAM 8 GB. 软件环境: 64 位 Windows7 旗舰版, Visual Studio 2010.

### 3.1 复杂背景实验分析

实验选取 CDnet 数据集中具有波动的湖面、摇曳的树枝和变化的树影的视频 Overpass、Fountain02、

Highway 来测试 ViBe 算法、文献 [6] 算法和本文算法对复杂背景的适应性. 实验结果如图 3 所示.

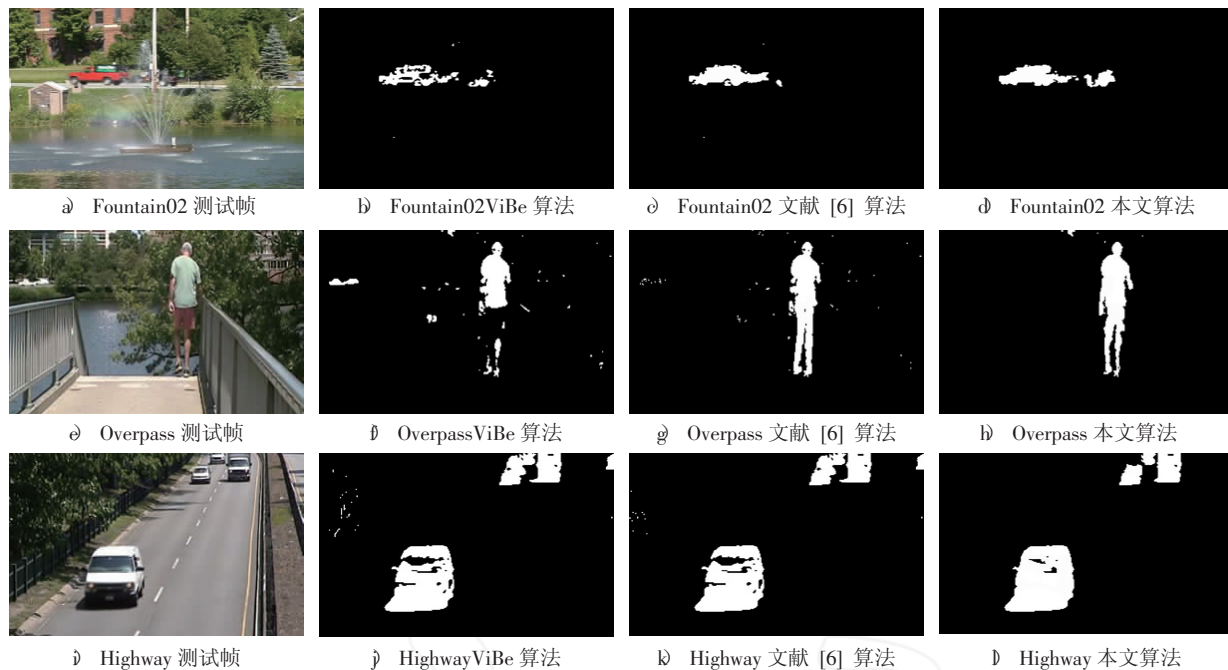


图3 复杂环境的实验对比

Fig. 3 Experimental comparison of complex environments

由图 3 中可以看出, 场景中的微小变化背景如湖面的水波、摇曳的树枝和变化的树影, 产生很多噪声. ViBe 算法明显受到了干扰, 产生了大量的误检像素点, 文献 [6] 算法虽然能消除大部分噪声点, 但还有很多误检像素点, 而本文改进的算法有效地滤除背景噪声点, 检测到的目标也较为精确.

### 3.2 鬼影消除实验分析

实验采用 ChangeDetection (CDnet) 数据集, 该数据集中有 11 类具有挑战性的场景, 大约有 16 万帧视频. 本节选取该数据集下的 Pedestrians、PETS2006 两个视频用于测试原 ViBe 算法、文献 [7] 算法和本文改进算法的鬼影消除效果, 鬼影消除的效果对比如图 4 所示.

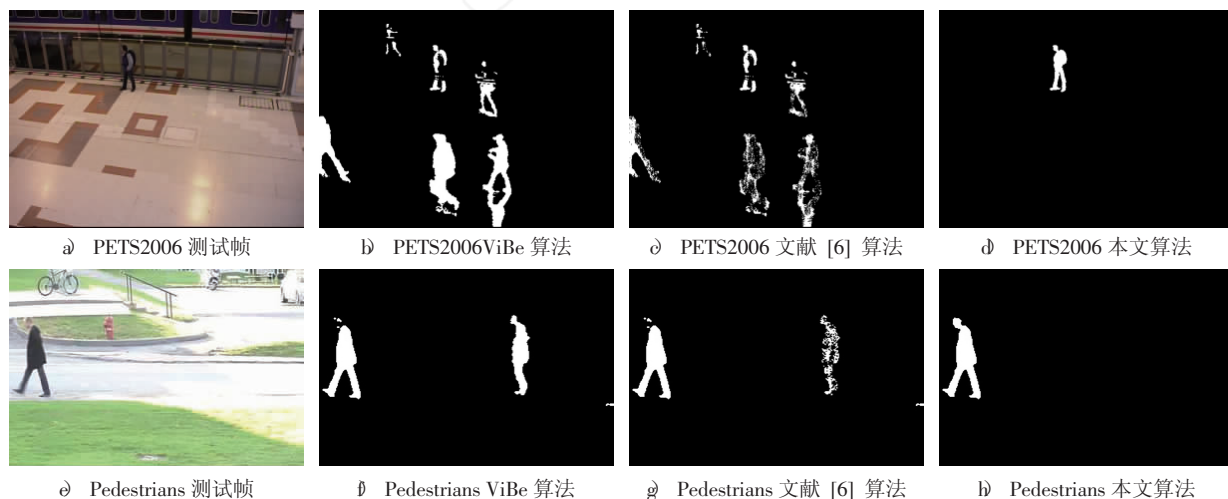


图4 鬼影消除的实验对比

Fig. 4 Experimental comparison of ghost elimination

由图 4 中可以看出, 当目标移动了很大距离后, ViBe 算法还残留大量鬼影像素点, 且目标整体不够完整. 文献 [7] 算法虽然提升了消除速率, 但仍存在鬼影区域. 本文改进的基于整体目标区域的判别方法有效地消除了鬼影, 并且去除速率较快.

实验选用精度 *Precision*, 召回率 *Recall*, 评价价值 *F1\_measure* 作为衡量检测结果的定量指标<sup>[14]</sup>, *Precision*



指标反映正确的前景像素点的个数所占检测出的前景像素点的比值, *Recall* 指标反映了正确分类的前景像素点个数与真实的前景个数的比重, *F1\_measure* 是综合考虑 *Precision* 以及 *Recall* 2 个指标, 反映的是整体的检测效果. 计算公式分别如式 (10)、式 (11)、式 (12) 所示.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$F1\_measure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (12)$$

式中: *TP* 表示正确分类的前景像素点个数; *FP* 表示被误检为背景像素点的前景像素点个数.

实验对比如表 1 所示. 由于本文算法为鬼影消除加入基于目标整体性的判别方法<sup>[5]</sup>, 使消除鬼影速度加快, *Precision* 指标明显高于 ViBe 算法. 本文基于背景复杂度的自适应阈值更新机制, 能够适应复杂背景, *Recall* 指标高于 ViBe 算法. 综合 *Precision* 和 *Recall* 指标, 本文算法的 *F1\_measure* 也高于 ViBe 算法.

表 1 算法定量评价

Tab. 1 Quantitative evaluation of the algorithm

数据集	<i>Precision</i>		<i>Recall</i>		<i>F1_measure</i>	
	ViBe 算法	本文算法	ViBe 算法	本文算法	ViBe 算法	本文算法
PETS2006	0.121	0.921	0.874	0.912	0.213	0.916
Pedestrians	0.391	0.913	0.893	0.932	0.544	0.922
Fountain02	0.473	0.839	0.901	0.927	0.620	0.881
Overpass	0.462	0.872	0.912	0.932	0.613	0.901
Highway	0.511	0.893	0.875	0.903	0.645	0.898

ViBe 算法每帧处理时间约为 20 ms, 本文算法的每帧处理时间约为 30 ms, 算法复杂度比 ViBe 有所增加. 综合考虑在满足实时要求的条件下, 本文算法显著提升了检测效果.

### 3.3 复杂环境实验分析

选取 PETS2009 数据集中会产生目标遮挡的复杂环境视频, 将本文改进算法与均值法、单高斯算法、混合高斯算法、原 ViBe 算法进行对比试验. 原始图片如图 5a)、图 5b) 所示, 实验效果对比如图 5 所示.

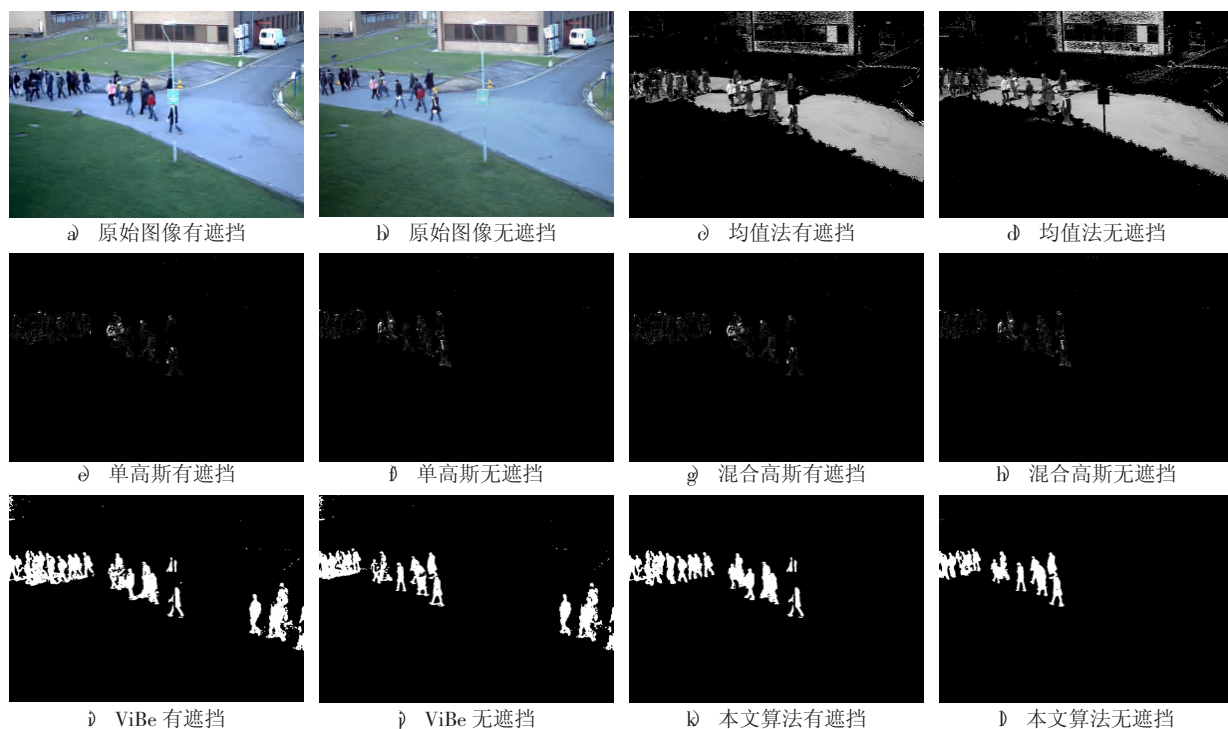


图 5 不同方法效果对比

Fig. 5 Contrast effect of different methods

从图5中可以看出,相比均值法、单高斯算法、混合高斯算法,ViBe算法的运动前景检测效果较好,运动目标提取区域较为精确,对背景的误检像素点较少,对遮挡的处理效果较好,适应复杂的环境。

## 4 总结

通过分析ViBe算法原理,从背景初始化、背景更新和鬼影消除3个方面对ViBe算法进行改进。通过采用多帧图像的梯度幅值建立更接近真实背景的背景模型,引入阈值自适应调整因子来适应运动人群和场景的变化,加入基于运动目标整体性的鬼影判别方法提高鬼影消除效率。实验选用PETS2009数据集和CD-net数据集,实验结果表明,本文提出的算法在鬼影消除速度和对复杂背景的噪声抑制效果均优于原始算法,对复杂环境的适应性优于其他背景建模算法。

## 参考文献:

- [1] Meier T, Ngan K N. Video segmentation for content-based coding [J]. Circuits and Systems for Video Technology IEEE Transactions on, 1999, 9 (8) : 1190-1203.
- [2] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: real-time tracking of the human body [C]// Photonics East. International Society for Optics and Photonics, 1996: 780-785.
- [3] Lee D S. Effective gaussian mixture learning for video background subtraction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27 (5) : 827-832.
- [4] Barnich O, Van D M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20 (6) : 1709-1724.
- [5] 胡小冉, 孙涵. 一种新的基于ViBe的运动目标检测方法[J]. 计算机科学, 2014, 41 (2) : 149-152.
- [6] 陈星明, 廖娟, 李勃, 等. 动态背景下基于改进视觉背景提取的前景检测[J]. 光学精密工程, 2014, 22 (9) : 2545-2552.
- [7] 徐久强, 江萍萍, 朱宏博, 等. 面向运动目标检测的ViBe算法改进[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2015, 36 (9) : 1227-1231.
- [8] 蒋翠清, 孙富亮, 吴芳芯, 等. 基于相对欧氏距离的背景差值法视频目标检测[J]. 计算机技术与发展, 2015 (1) : 37-40.
- [9] 原春峰, 王传旭, 张祥光, 等. 光照突变环境下基于高斯混合模型和梯度信息的视频分割[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12 (11) : 2068-2072.
- [10] 王辉, 宋建新. 一种基于阈值的自适应Vibe目标检测算法[J]. 计算机科学, 2015, 42 (s1) : 154-157.
- [11] 任典元, 王文伟, 马强. 基于颜色和局部二值相似模式的背景减除[J]. 计算机科学, 2016, 43 (3) : 296-300.
- [12] Ferryman J, Shahrokni A. PETS2009: Dataset and challenge [C]// Twelfth IEEE International Workshop on PERFORMANCE Evaluation of Tracking and Surveillance. IEEE, 2009: 1-6.
- [13] Goyette N, Jodoin P, Porikli F, et al. Changedetection.net: A new change detection benchmark dataset [C]//CVPR-change Detection workshop. 2012: 1-8.
- [14] Arora M, Kanjilal U, Varshney D. Evaluation of information retrieval: precision and recall [J]. International Journal of Indian Culture and Business Management, 2016, 12 (2) : 224.
- [15] 陈忠碧, 张启衡, 彭先蓉, 等. 基于块估计的运动目标检测方法[J]. 光电工程, 2006, 33 (6) : 15-19.

[责任编辑 田丰 夏红梅]