

一种用于消除伪影的增强视觉背景提取算法

瞿 中 黄晓凌

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)

摘 要 视觉背景提取算法(ViBe)在视频的首帧图像中随机地选取每个像素的空间邻域像素,对其背景模型进行初始化。该算法在检测初期容易产生伪影。针对该问题,提出一种采用像素的时间域信息初始化背景模型的增强视觉背景提取算法(E-ViBe)。首先,利用像素在连续的多帧图像中的历史像素完成模型的初始化;然后,根据空间邻域像素所得到的背景复杂度自适应地获取分割阈值;最后,采用动态更新率对背景模型进行更新,从而让背景模型更快、更好地适应场景的变化。实验结果表明,E-ViBe算法不仅能够快速、有效地去除伪影,也提高了目标检测的准确度。

关键词 视觉背景提取,背景模型,伪影,动态更新

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.04.063

Algorithm of Enhanced Visual Background Extraction for Eliminating Ghost

QU Zhong HUANG Xiao-ling

(College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract Visual background extractor model selected each pixel's spatial neighbourhood pixels randomly to initialize the background model in the first frame, as the result to emerge ghost easily in the early of detection. Meanwhile, the segmentation of background and foreground by global threshold cannot adapt to the dynamic background and the fixed update rate is inappropriate for the scene change rapidly. In order to solve the problem, this paper proposed an enhanced algorithm using pixel's information in time domain to initialize the background model. At first, this paper took advantage of the history pixels in the image sequences to complete background model initialization. And then, the segmentation threshold was obtained adaptively by the complexity of background using the spatial neighbourhood pixels. Finally, the background model with dynamic updated rate, so that it could adapt to the scene change faster and better. Experimental results show that the enhanced ViBe algorithm not only can remove ghost quickly and effectively, but also can improve the accuracy of the target detection.

Keywords Visual background extractor, Background model, Ghost, Dynamic update

1 引言

在运动目标检测^[1]过程中,光照变化、阴影、复杂场景等都会给检测带来极大困难,这些问题成为了图像处理与计算机视觉领域的研究热点。目前,背景差分法^[2]是最为常用的运动目标检测方法。

常见的背景差分法有混合高斯模型(Gaussian Mixture Mode, GMM)^[3]、码本模型(CodeBook)^[4]、基于像素自适应分割算法(Pixel-Based Adaptive Segmenter, PBAS)^[5]以及视觉背景提取算法(Visual Background Extractor, ViBe)^[6-7]。ViBe算法存在一定的局限性:1)单帧邻域随机选取像素初始化模型在检测初期易产生伪影;2)使用全局阈值进行分割不

能很好地适应场景的动态变化;3)采用固定的更新率不能快速、有效地应对复杂场景的变化。胡小冉、孙涵等^[8]采用三帧差分的方法来消除伪影;吕嘉脚、刘立程等^[9]采用菱形像素初始化背景模型,简化了样本信息。陈星明、廖娟等^[10]通过计算样本最小距离的平均值获取每个像素的分割阈值,实现动态背景下的自适应分割。

在现有的研究基础上,针对ViBe算法存在的问题,本文提出一种基于时间域信息初始化背景模型的增强视觉背景提取算法(Enhanced ViBe, E-ViBe)。首先,利用在连续多帧图像中的历史像素来初始化背景模型,从而快速地消除伪影;其次,由于每个像素的分割阈值与其邻域信息相关^[11],因此本文利用空间邻域像素所得到的背景复杂度自适应地获取分割

到稿日期:2016-03-08 返修日期:2016-06-27 本文受重庆市高校优秀成果转化资助项目(KJZH14219)资助。

瞿 中(1972—),男,博士,教授,CCF会员,主要研究方向为数字图像处理、物联网技术等;黄晓凌(1990—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理。

阈值,使得分割更为精确;最后,同样利用像素的邻域信息得到的动态更新率对背景模型进行更新。

2 ViBe 算法

ViBe 算法的主要思想是利用邻域像素来完成背景模型的初始化,当前帧图像的每个像素与其背景模型进行匹配,若被判定为背景就随机地更新几个其背景模型。该算法可大致分为模型初始化、前景检测和背景模型更新几个阶段。

2.1 模型初始化

$P(x, y, t), P(x', y', t)$ 分别表示 t 时刻像素点 (x, y) 的像素值与邻域像素值,则 t 时刻像素点 (x, y) 的背景模型 $M(x, y, t)$ 的定义如式(1)所示:

$$M(x, y, t) = \{P_i(x', y', t) | i=1, \dots, N\} \quad (1)$$

2.2 前景检测

首先分别求出每个像素与其模型中 N 个样本点的欧氏距离,再统计欧氏距离小于分割阈值的样本点个数,若个数大于预先设定的阈值 $\#min$,则判定该像素属于背景点(Back-Ground, BG),否则判定其为前景点(ForeGround, FG)。具体的判定方法如式(2)所示:

$$\begin{cases} \text{BG,} & \text{if}(\#\{dist(P(x, y, t), M(x, y, t)) \leq Th\}) \geq \#min \\ \text{FG,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $dist(*)$ 表示像素与其背景模型中样本点的欧氏距离; $\#\{*\}$ 表示满足条件的样本点个数; Th 为分割阈值; $\#min$ 为匹配的最小个数阈值,通常为 2。

2.3 背景模型更新

若像素被判定为背景点,则需更新该像素的背景模型,其步骤为:

1)用当前像素随机替换 $M(x, y, t)$ 中的一个样本点,使得样本点的生存时间呈指数衰减。

2)以 $\frac{1}{\phi}$ 的概率进行更新, ϕ 为时间子采样因子,即更新背景模型的时间窗口长度。背景模型的更新速度与 ϕ 值成反比。

3)更新背景点模型的同时,随机选取该点的邻域像素的背景模型并按步骤 1)和步骤 2)的方式进行更新。

此外,若一个像素连续多帧被判断为前景点,则将其更新为背景点。

3 改进的 E-ViBe 算法

本文从 ViBe 算法的伪影、全局阈值分割和固定更新率 3 个方面进行改进,改进后的 E-ViBe 算法的流程如图 1 所示。

算法的具体步骤如下。

1)为每个像素建立一个由 N 个样本点构成的背景模型。

2)选取每个像素在前 N 帧序列图像中对应的历史像素值,初始化该像素的背景模型。

3)前景与背景分割

①求出每个像素所在邻域内的均值 μ ,进而得到该点的标准偏差 σ ;

②由标准偏差获取该点的分割阈值 $Th_{adaptive}$;

③求出该点与其模型中每个样本点的欧氏距离,统计大于或等于 $Th_{adaptive}$ 的个数,若个数大于或等于 $\#Min$,则该点为 BG,执行步骤 4);否则为 FG,结束操作。

4)更新背景模型

①若该点的标准偏差 σ 在 σ_{max} 与 σ_{min} 之间,则更新该像素以及其邻域像素的背景模型;

②若该点的标准偏差 σ 大于最大值 σ_{max} ,则减慢更新速度,同时抑制邻域更新;若 σ 小于最小值 σ_{min} ,则加快像素更新与邻域更新。

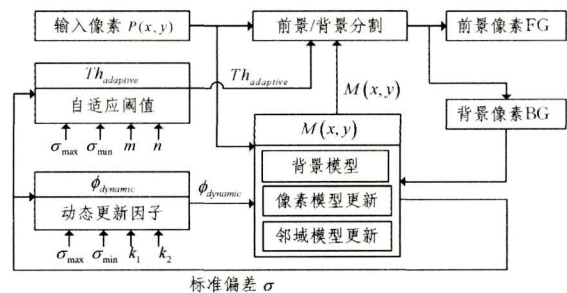


图 1 E-ViBe 算法的流程

3.1 多帧图像初始化背景模型

ViBe 算法采用单帧图像初始化背景模型,使得该模型可能选用了前景点,开始检测时就将前景点误认为是背景点,从而产生伪影。本文利用前 N 帧连续图像的像素值初始化背景模型,检测结果如图 2 所示。其中,图 2(a)视频序列来源于 CVRR,图 2(d)视频序列来源于 PETS 2009。

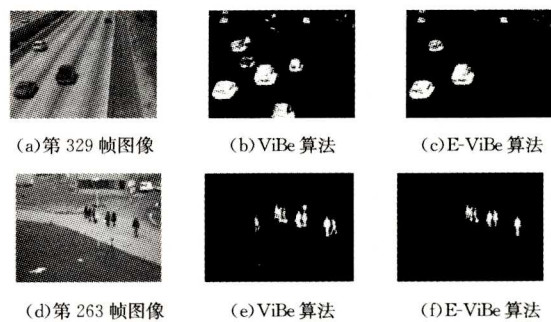


图 2 单帧与改进的 N 帧连续图像初始化对比

从图 2(b)和图 2(e)中可以看出,首帧中运动物体所造成的伪影一直存在于检测结果中,需要进行背景模型的不断更新,伪影才会慢慢消除,但这种方式通常需要处理上百帧的图像,有的甚至到检测结束都没能彻底消除;同时,这种方式也不适用于多目标、高速运动等场景。图 2(c)和图 2(f)采用 N 帧连续图像初始化,在检测初期就能完全解决伪影问题。

3.2 基于自适应阈值的前景检测

ViBe 算法采用全局阈值进行分割,这种方式对于光照突变、动态背景等复杂情况的检测效果不理想,将产生大量的误检和虚警。本文的 E-ViBe 算法利用像素所在的 $S_w \times S_h$ 区

域内的标准偏差 σ 得到的背景复杂度实现分割阈值的自适应选取。算法的具体步骤如下。

1) 求该点在 $S_w \times S_h$ 区域内像素的均值 μ

$$\mu = \frac{1}{S_w \times S_h - 1} \left(\sum_{i=1}^{S_w \times S_h} P_i(x, y, t) \right) \quad (3)$$

2) 求该点的标准偏差 σ

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{S_w \times S_h - 1} \sum_{i=1}^{S_w \times S_h} |P_i(x, y, t) - \mu|^2} \quad (4)$$

3) 获取该点的分割阈值

$$Th_{adaptive} = \begin{cases} Th + m, & \sigma > \sigma_{max} \\ Th, & \sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max} \\ Th - n, & \sigma < \sigma_{min} \end{cases} \quad (5)$$

其中, σ_{max} 和 σ_{min} 分别表示 σ 的最大值和最小值; Th 为原始分割阈值, $Th_{adaptive}$ 为自适应分割阈值; #Min 为 E-ViBe 算法的匹配个数阈值; m, n 为控制分割阈值大小的参数。改进后的自适应阈值的检测效果如图 3 所示。其中, 图 3(a) 和图 3(d) 的视频序列分别来源于 Changedetection 和 PETS 2009。

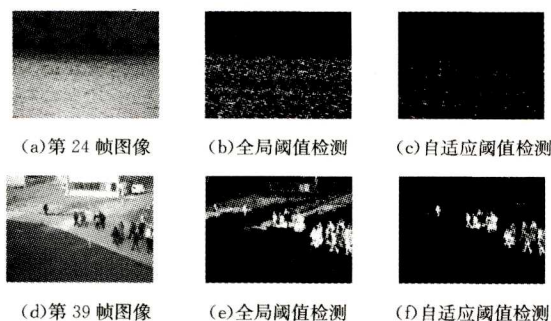


图 3 全局阈值与自适应阈值的对比

从图 3(c) 可见, 在水面动态变化的情况下, 相比全局阈值, 改进后的自适应阈值降低了水面波动对前景检测的影响; 从图 3(f) 可见, 改进后的方法能够更好地适应光照的快速变化, 减少物体因光照突变产生的虚警。

3.3 背景模型的动态更新

ViBe 算法随机地更新像素及其邻域像素的背景模型, 但采用的是固定更新率。本文运用背景复杂度来实现动态更新, 背景越复杂, 出现误检的概率就越大, 则更新速度减慢, 同时, 抑制邻域更新以避免错误像素的扩散; 当背景简单时, 应该加快更新的速度, 计算如式(6)所示:

$$\phi_{dynamic} = \begin{cases} [\phi(1+k_1)], & \sigma > \sigma_{max} \\ [\phi], & \sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max} \\ [\phi(1-k_2)], & \sigma < \sigma_{min} \end{cases} \quad (6)$$

其中, ϕ 为原始的时间子采样因子; $\phi_{dynamic}$ 为 E-ViBe 算法的时间子采样因子; k_1, k_2 为时间子采样因子的控制参数, 通常取经验值。改进后的动态更新效果如图 4 所示。其中, 图 4(a) 和图 4(d) 来源于 Changedetection。

图 4 所示为在同一场景下, 由于开/关灯造成光照瞬间发生剧烈变化时的更新效果。图 4(b) 和图 4(c) 在光照突变后经过了 121 帧图像的背景模型更新, 图 4(e) 和图 4(f) 经过了

105 帧图像的背景模型更新。可以看出, 采用动态更新率的 E-ViBe 算法的检测效果要明显好于 ViBe 算法的检测效果。

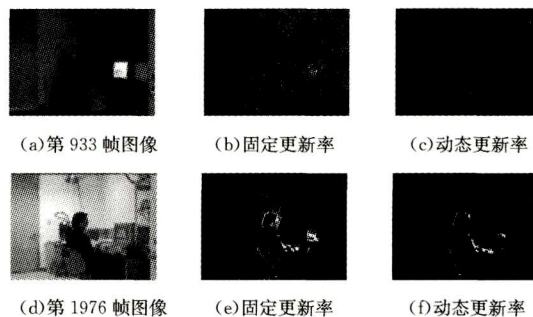


图 4 固定更新率与动态更新率的对比

4 实验结果与分析

4.1 实验参数与评价指标

E-ViBe 算法各个参数的设置如下: 背景模型大小 $N=20$, 背景模型匹配阈值 #Min=5, 分割阈值 $Th=20$, 邻域区域 $S_w \times S_h$ 为 3×3 邻域, 分割阈值的控制参数 $m=15, n=5$, 时间子采样因子 $\phi=16$, 时间子采样因子的控制参数 $k_1=0.52, k_2=0.58$ 。

本文实验基于 AMD Athlon(tm) II X2 240 Processor 处理器及 2G 内存环境, 选用检测精度 (Precision)、召回率 (Recall) 以及 F 度量 (F-measure) 作为对 E-ViBe 算法的综合评价指标, 其定义如下:

$$Precision = \frac{PT}{PT+PF} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{PT}{PT+NF} \quad (8)$$

$$F-measure = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (9)$$

其中, PT 代表检测正确的前景点数; NT 代表检测正确的背景点数; PF 代表误检为前景点的背景点数; NF 代表被误检为背景点的前景点数; $F-measure$ 结合检测精度与召回率两个指标, 能够较为全面地反映算法的性能。

4.2 实验结果与分析

实验所采用的视频序列均来源于 Changedetection 数据集, 分别为 Pedestrians, PETS2006, Skating, Badminton, Boats, Boulevard。实验选用 CodeBook, GMM, ViBe 与 E-ViBe 算法对 6 组不同情况的视频序列进行比较, 如图 5 所示。可以看出, 本文的 E-ViBe 算法有以下几个优势: 1) 对于室外光照变化缓慢、静态背景的 Pedestrians, 本文的方法在保证检测质量的同时, 也有效地抑制了边缘噪声; 2) 在 PETS2006 中, 由于室内光照所产生的阴影以及虚警也得到了有效的去除; 3) 对于出现动态背景干扰的情况如 Skating, Boats, 采用自适应阈值进行分割的 E-ViBe 算法具有较好的检测结果; 4) 在 Badminton 和 Boulevard 中, 本文的方法可以降低拍摄时因抖动所造成的影响。

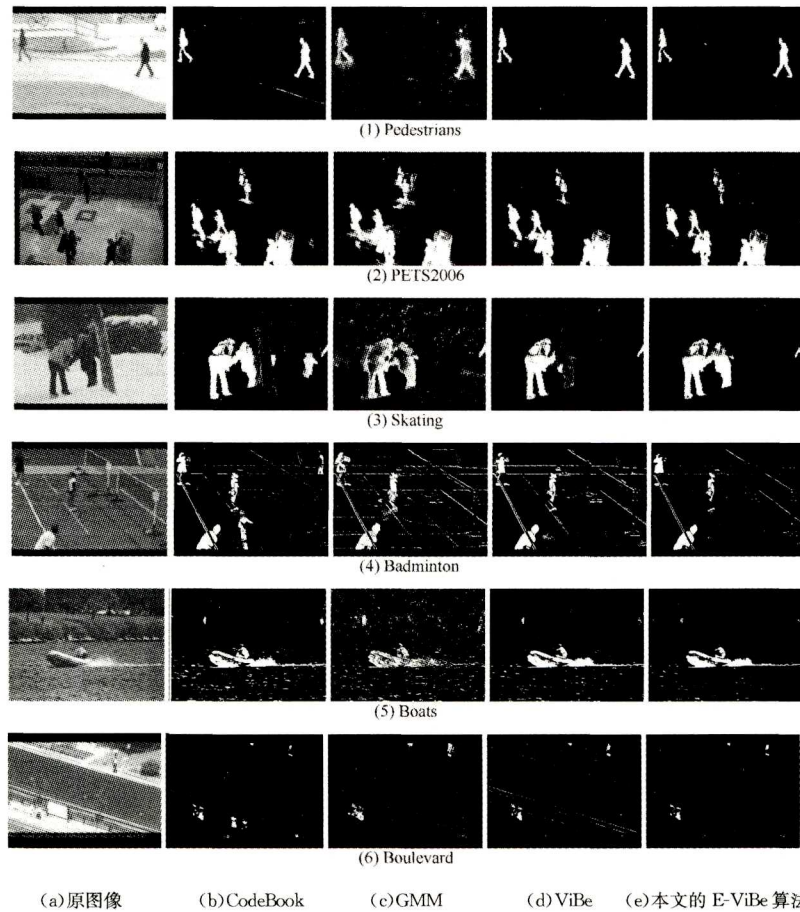


图 5 4 种算法的检测结果

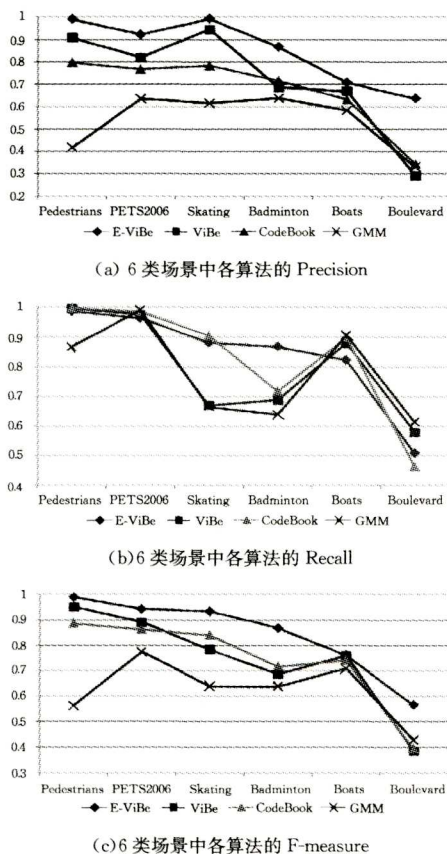


图 6 4 种算法的评测结果

为了能够更加精确地比较几种算法的优劣,本文对上述视频序列进行定量分析,可以看出 E-ViBe 算法的 Precision 以及 F-measure 在每一类场景中明显高于另外 3 种算法,如图 6(a)和图 6(c)所示。

表 1 列出 6 类场景中 4 种算法的 Precision, Recall 和 F-measure 指标均值。可以看出, E-ViBe 算法在保持较高 Recall 的同时, Precision 和 F-measure 也分别提高了 13% 和 10%。

表 1 6 类场景中 4 种算法各评价指标的平均值

评价指标	4 种算法			
	CodeBook	GMM	ViBe	E-ViBe
Precision	0.672832	0.536364	0.719914	0.852881
Recall	0.827757	0.779853	0.797978	0.838135
F-measure	0.740017	0.625354	0.743145	0.842941

表 2 列出 6 类场景中 4 种算法处理每帧图像的时间对比。因为要实现每个像素的精确分割, E-ViBe 算法在处理速度上要慢于 ViBe 和 CodeBook, 但优于 GMM, 能够满足实时性的要求。

表 2 6 类场景中 4 种算法的运行时间/s

6 组视频序列	4 种算法			
	CodeBook	GMM	ViBe	E-ViBe
Pedestrians	0.03566	0.18454	0.04117	0.09692
PETS2006	0.03679	0.18585	0.04991	0.10562
Skating	0.05007	0.21635	0.04678	0.10753
Badminton	0.05905	0.20665	0.04976	0.10646
Boats	0.03614	0.20441	0.04583	0.10645
Boulevard	0.05182	0.19159	0.04413	0.09927

另外,将本文算法与原始算法、基于时空域模型的改进算法^[12]进行比较,分别选用 Office, Pedestrians, Overpass, Boulevard 视频序列图像,评价指标包括假正率(False Positive Rate, FPR)、假负率(False Negative Rate, FNR)、Precision 以及错分比(Proportion of Wrong Classify, PWC),定义如下:

$$FPR = \frac{PF}{PF+NT} \quad (10)$$

$$FNR = \frac{NF}{NF+PT} \quad (11)$$

$$PWC = \frac{PF+NF}{PT+NF+PF+NT} \quad (12)$$

从表 3 中可以看出,本文的 E-ViBe 算法相比原始算法以及基于时空域模型的改进算法都有一定的优势。

表 3 改进算法的实验对比/%

视频序列	方法	评价指标			
		FPR	FNR	PWC	Precision
Office	ViBe	0.41	71.51	5.32	83.76
	时空域算法	0.07	30.06	2.21	98.66
	E-ViBe	0.05	7.48	0.32	98.48
Pedestrians	ViBe	0.22	19.69	0.41	78.48
	时空域算法	0.04	11.42	0.15	95.46
	E-ViBe	0.01	4.78	0.09	99.19
Overpass	ViBe	1.01	32.04	1.42	47.82
	时空域算法	0.59	34.55	1.04	60.15
	E-ViBe	0.66	47.24	2.52	76.73
Boulevard	ViBe	6.25	34.70	7.58	33.98
	时空域算法	2.39	35.82	3.96	56.98
	E-ViBe	2.55	12.34	3.10	67.08

在实验过程中发现,GMM 算法的计算速度慢、实时性差、对光照敏感,且产生大量的噪声;CodeBook 算法对于检测过程中目标由运动变为静止的情况,不能实时地对模型进行更新,导致该目标长时间被检测为前景;ViBe 算法无论从计算速度还是检测结果上都比较理想,只是对环境变化的适应能力不强;本文提出的 E-ViBe 算法很好地弥补了 ViBe 算法的不足。

结束语 本文提出的 E-ViBe 算法,首先利用像素在连续多帧图像中的历史像素值来初始化背景模型,能够在一开始就解决由于单帧初始化方式产生的伪影现象;同时,利用空间邻域像素使得每个像素能基于自适应阈值来实现前景点与背景点的分割,增强对光照变化、动态背景的鲁棒性;最后,实现背景模型的动态更新,让背景模型更好地适应场景的变化。E-ViBe 算法检测精度较高,适用于动态背景下的运动目标检测。在本文方法的基础上,可以对检测目标与背景对比度小所导致的孔洞、检测不完整等问题进行深入研究。

参考文献

- [1] CHENG F C, HUANG S C, RUAN S J. Illumination-Sensitive Background Modeling Approach for Accurate Moving Object Detection[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2011, 57(4): 794-801.
- [2] SOBRAL A, VACAIVANT A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 122(5): 4-21.
- [3] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757.
- [4] KIM K, CHALIDABHONGSE T H, HARWOOD D, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(3): 172-185.
- [5] HOFMANN M, TIEFENBACHER P, RIGOLL G. Background segmentation with feedback; The Pixel-Based Adaptive Segmenter[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 38-43.
- [6] BARNICH O, VANOGENBROECK M. ViBE: A powerful random technique to estimate the background in video sequences [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 945-948.
- [7] OLIVIER B, MARC V. ViBe, a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [8] HU X R, SUN H. Novel Moving Object Detection Method Based on ViBe[J]. Computer Science, 2014, 41(2): 149-152. (in Chinese)
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.
- [9] LV J Q, LIU L C, HAO L G, et al. Adaptive moving object extraction algorithm based on visual background extractor [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(7): 2029-2032. (in Chinese)
吕嘉卿, 刘立程, 郝禄国, 等. 基于视觉背景提取的自适应运动目标提取算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(7): 2029-2032.
- [10] CHEN X M, LIAO J, LI B, et al. Foreground detection based on modified ViBe in dynamic background[J]. Optical and Precision Engineering, 2014, 22(9): 2545-2552. (in Chinese)
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.
- [11] SU Y Z, LI A H, JIANG K, et al. Improved Visual Background Extractor Model for Moving Objects Detection Algorithm[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(2): 232-240. (in Chinese)
苏延召, 李艾华, 姜柯, 等. 改进视觉背景提取模型的运动目标检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(2): 232-240.
- [12] LI W S, WANG Z. Adaptive moving object detection method based on spatial-temporal background model [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(12): 3515-3520. (in Chinese)
李伟生, 汪钊. 基于时空背景模型的自适应运动目标检测方法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3515-3520.