

一种基于阈值的自适应 Vibe 目标检测算法

王 辉 宋建新

(南京邮电大学江苏省图像处理与图像通信重点实验室 南京 210003)

摘 要 Vibe 算法是一种高效的像素级背景建模算法。该算法在运动目标检测过程中无法快速抑制鬼影,同时不能根据前景运动快慢调整背景更新速度。针对这些问题,提出了一种基于阈值的自适应 Vibe 目标检测算法。当某像素点被 Vibe 模型判别为前景时,采用 Otsu 算法计算图像的分割阈值。根据阈值对该像素点进行再次判别抑制鬼影像素点,并重新初始化该像素点的背景模型。通过计算运动目标的质心差,改进的 Vibe 算法能够自适应地调整背景的更新速度。结果表明,与原 Vibe 算法相比,改进后的算法能够在更少的帧数内有效地抑制鬼影,更加准确地检测出前景目标。

关键词 Vibe 算法, Otsu 算法, 鬼影抑制, 目标检测

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Threshold Based Adaptive Vibe Target Detection Algorithm

WANG Hui SONG Jian-xin

(Jiangsu Province Key Laboratory of Image Processing and Image Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract Vibe algorithm is an effective pixel level background modeling algorithm. During the moving object detection process, the Vibe algorithm can't eliminate ghost quickly and change the update speed according to the change speed of foreground. To solve these problems, this paper proposed a threshold based adaptive Vibe target detection algorithm. When a pixel is judged as foreground by Vibe model, Otsu algorithm will be used to calculate the threshold of image segmentation. The pixel will be judged again to eliminate ghost pixel according to the threshold, and the background model of the pixel is reinitialized. According to calculate the change of the centroid of the moving object, the improved algorithm changes the update rate of the background adaptively. The results show that the proposed algorithm can effectively absorb the ghost in less frames and detect the foreground object more accurately than the original Vibe algorithm.

Keywords Vibe algorithm, Otsu algorithm, Ghost suppression, Target detection

1 引言

运动目标检测,是指检测出视频序列中相对于整幅场景运动的前景目标,被广泛应用于安全监控、交通检测、智能视频处理等领域^[1]。目前,运动目标检测方法主要分为三大类:帧差法^[2]、光流法^[3]和背景差分法^[4]。帧差法具有简单快速的特点,但对于像素变化不明显的前景点不敏感。光流法检测的准确性较高,然而计算量大,对噪声敏感,不适用于实时视频的处理。背景差分法研究的重点在于背景模型的建立与更新,最具代表性的是基于参数的 GMM(混合高斯模型)^[5],该算法可应用于复杂运动场景的背景建模,但初始化过程长,参数估计慢,难以达到实时性的要求。针对传统背景建模算法存在的问题,2009 年 Olivier Barnich 和 Marc Van Droogenbroeck 提出了 Vibe(Visual Background extractor)背景建模法^[6]。

Vibe 算法用于运动目标检测时运算速度快、检测效果好,同时具有较强的鲁棒性以及实时性,对于多种视频流、多

种复杂的场景都适用。该算法也存在一些问题,即检测过程中易出现鬼影同时背景更新率固定,严重影响了前景检测的准确性。对此,国内外学者进行了一系列改进。在文献^[7]中,作者提出了基于邻域的鬼影检测和抑制方法,在一定程度上抑制了鬼影。在文献^[8]中,作者提出采用两种不同的固定更新率,前 100 帧视频序列更新率较大,以保证背景及时更新,后面的更新率较小,保证检测出的目标不会太快消失。在这些研究的基础上,本文提出了基于阈值的自适应 Vibe 算法,采用像素级和帧级相结合的方法抑制鬼影,同时考虑了前景的运动情况,自适应地调整背景更新率。实验表明,改进后的 Vibe 算法能够有效地抑制鬼影,同时根据目标的运动情况自适应地调整背景更新速度,提高了目标检测的准确度以及稳定性。

2 Vibe 算法基本原理及其局限性

Vibe 算法是一种基于样本的背景建模方法,首次将随机选择机制和邻域传播机制应用于背景模型的建立与更新。其

王 辉(1989—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理与多媒体通信, E-mail: tx082wh@163.com; 宋建新(1959—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理、多媒体通信、计算机视觉。

具体思想是为每个像素点存储一个样本集,样本集中的值由该像素点历史的像素值和邻域像素点的值组成,然后将每一个新的像素值与样本集的像素值进行比较,判断属于背景还是前景。Vibe 算法主要分为 3 个部分:像素点背景建模、初始化背景模型、背景模型更新^[9]。

2.1 像素点背景建模

对图像的每一个像素点 x 的位置,建立一个大小为 N 的背景样本集,其中 v_i 表示背景像素值:

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

如图 1 所示,为了衡量当前的像素点与对应的背景集合的相似程度,定义以 $v(x)$ 为圆心 R 为半径的球体 $S_R(v(x))$ 与背景样本集的相交样本个数:

$$\# \{S_R(v(x)) \cap \{v_1, v_2, \dots, v_N\}\} \quad (2)$$

的值越大,说明该像素点越有可能为背景点。设定阈值 $\#_{\min}$,当 $\geq \#_{\min}$ 时,当前像素点判别为背景,否则判别为前景。

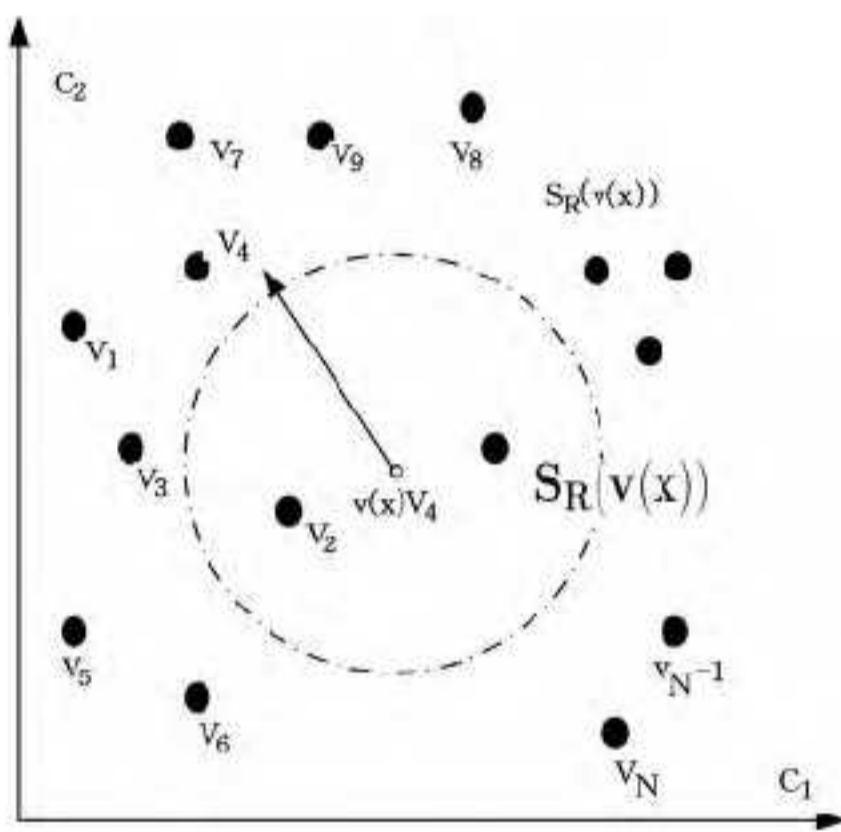


图 1 Vibe 背景模型

2.2 初始化背景模型

Vibe 算法用第一帧进行初始化,为了给第一帧的每一个像素点建立相应的背景集合,引入邻域的方法。用邻域的像素值填充背景样本集,本文的初始化采用的是八邻域,即 $N=8$ 。如图 2 所示, $v_x(i)$ 代表像素点 x 的 i 邻域的像素值,背景样本集 $M(x)$ 的值由八邻域值随机产生:

$$v_i = \text{random}\{v_x(i) (i=1, 2, 3, \dots, N)\} \quad (3)$$

$v_x(1)$	$v_x(2)$	$v_x(3)$
$v_x(4)$	v_x	$v_x(5)$
$v_x(6)$	$v_x(7)$	$v_x(8)$

图 2 八邻域模型

2.3 背景建模更新

Vibe 算法中背景样本的更新利用了像素点的空间传播特性及样本的更新与时间无关,这是一种无记忆的更新策略。当一个像素点被判别为背景时,有 $1/\varphi$ 的概率更新模型样本集,同时也有 $1/\varphi$ 的概率更新它的邻居点的模型样本值。那么在经过时间 dt 后,某样本依然保留的概率为:

$$P(t, t+dt) = e^{-\ln(N-1)dt} \quad (4)$$

该算法存在一定的局限性。算法采用第一帧进行初始化

背景模型,如果第一帧中存在需要检测的前景目标,则会导致将前景目标误判为背景,后面的检测将在本该是背景的地方显示出不存在的前景目标,形成鬼影。传统 Vibe 算法中,一个像素点连续多次被判断为前景目标点,则认为进行了误判,将该像素点以及它邻域内的像素点重新判断为背景,这种方法在一定程度上抑制了鬼影,但需要花费较多的时间和帧数才能消除鬼影,影响了后面视频序列检测的准确性。同时,采用固定更新速度,对于运动缓慢的目标,前景目标在较短的时间内会被更新为背景,导致检测结果不完整;对于运动较快的目标,背景来不及及时进行更新,检测得到的前景目标容易形成残影。

3 基于阈值的自适应 Vibe 目标检测算法

本文提出的基于阈值的自适应 Vibe 目标检测算法引入了基于 Otsu 阈值的鬼影抑制以及基于质心运动速度的背景自适应更新。如图 3 所示,鬼影抑制模块采用 Otsu 算法计算当前帧的最佳分割阈值,在传统 Vibe 判别的基础上,对前景像素点进行二次判别,抑制鬼影。背景更新率调整过程:对于检测出的前景目标,计算其质心位置,并计算帧间的质心差,根据质心差调整背景的更新率,能够很好地适应前景目标运动变化较大的情况,解决传统 Vibe 算法由于采用固定更新率所导致的残影孔洞等问题。

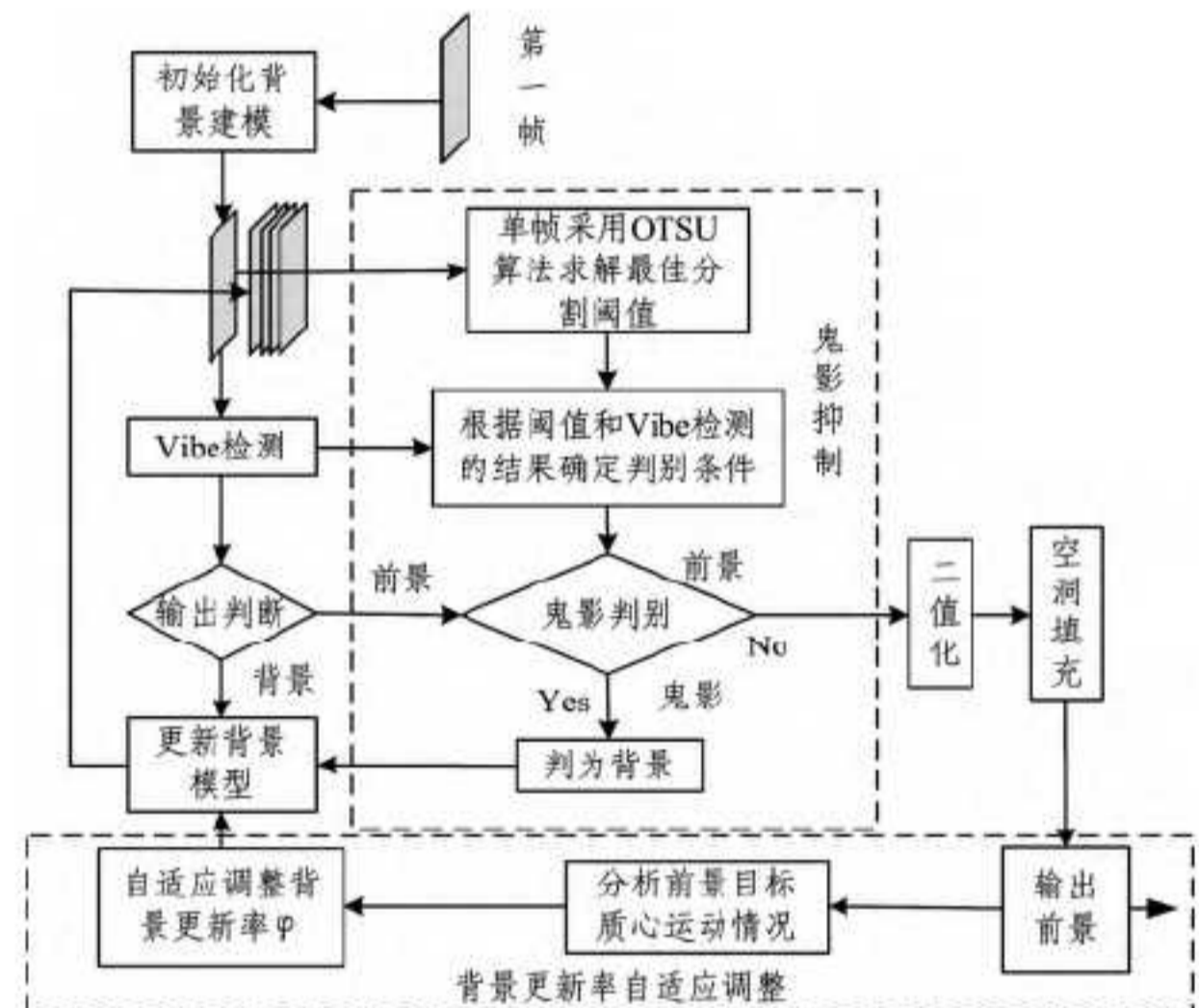


图 3 改进的 Vibe 算法流程图

3.1 基于 Otsu 阈值的鬼影抑制

在鬼影抑制过程中,为了快速得到二次判别的最佳阈值,引入了 Otsu 算法。Otsu 算法也称为最大类间差法^[10],计算简单,不受图像亮度和对比度的影响。采用一维 Otsu 算法,保证目标检测的速度。基于 Otsu 阈值的鬼影抑制过程描述如下:

(1) 计算当前帧的最佳分割阈值。假设当前图像帧的灰度级为 L ,灰度范围为 $[0, L-1]$,分割阈值为 t ,可以将图像分为灰度级为 $[0, t]$ 的区域 A 以及灰度级为 $[t+1, L-1]$ 的区域 B ,其中, A, B 分别代表前景以及背景。定义类间方差:

$$\sigma^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 = \omega_0\omega_1(\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (5)$$

其中, ω_0 表示前景像素点数目占整幅图像的比例,平均灰度值为 μ_0 ; ω_1 表示背景像素点数目占整幅图像的比例,平均灰度为 μ_1 ,整幅图像的平均灰度为 μ 。类间方差越大,则两个区

域差别越大,能更好地进行图像的分割。当 σ^2 取得最大值时的灰度值即为最佳阈值:

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} [\omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2] \quad (6)$$

(2) 确定判别规则。在经过 Vibe 算法检测得到的背景像素点中随机选取 M 个,计算这些像素点灰度的平均值,判别规则为:

$$\text{if } \overline{v_M} \leq t^* \quad f(x) = \begin{cases} v(x) > t^*, & \text{判为前景} \\ v(x) \leq t^*, & \text{判为背景} \end{cases} \\ \text{else } f(x) = \begin{cases} v(x) < t^*, & \text{判为前景} \\ v(x) \geq t^*, & \text{判为背景} \end{cases} \quad (7)$$

(3) 利用(2)得到的判别规则对通过 Vibe 算法判断出的前景进行二次判别,其中 $v(x)$ 代表 Vibe 判别出的前景。

单独利用 Otsu 算法进行图像分割,分割出来的前景除了包含需要检测的目标,还有很多干扰内容。而 Vibe 算法直接得到的前景包含的鬼影部分,经过 Otsu 求得阈值进行二次判别,能够过滤掉误判的部分,将鬼影部分重新判别为背景,既利用了 Vibe 算法的像素级判别特性,又充分利用了 Otsu 算法针对图像整体的特性。

3.2 基于质心运动速度的背景自适应更新

Vibe 算法的背景更新过程并不需要对新的一帧的背景模型中的所有像素值进行更新,当一个像素点判别为背景时,以 $1/4$ 的概率更新该像素点及其邻域像素点的样本集,从而保证了算法的效率。显然, φ 影响着背景模型的更新速度, φ 越大背景样本集更新的速度越慢, φ 越小背景样本集更新的速度越快。受到文献[11]的启发,对 Vibe 算法引入了帧差测量值 ΔD 来衡量目标的运动速度,使得 φ 能够自适应地调整。帧差测量值 ΔD 表示一段时间内运动目标质心的平均移动速度,即

$$\Delta D = \sum_{i=1}^f d_i / f, \varphi = \begin{cases} \varphi_1 = 8, & \Delta D \geq \tau_2 \\ \varphi_2 = 16, & \tau_1 \leq \Delta D < \tau_2 \\ \varphi_3 = 32, & \Delta D < \tau_1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, d_i 为当前帧与前一帧的运动目标的相对质心差, f 为要统计的帧数。首先计算质心的二维矢量差,然后将其转化为一维距离。为了与更新速度相对应, $f = \varphi_1$ 。本文引入了 φ_1 、 φ_2 、 φ_3 3 种更新率。对于 τ_1 、 τ_2 的选取,根据当前视频的实际情况给出,一般而言, $\tau_1 = 2$, $\tau_2 = 8$ 。若 $\Delta D < \tau_1$,表明当前目标运动速度偏慢,需要选取较大的 φ_3 ,降低背景模型更新速度,以延长缓慢移动的物体融入到背景样本集的时间,从而减少检测到的前景目标出现空洞以及不完整的情况,以保证检测目标的准确性;若 $\Delta D > \tau_2$,则表明当前目标运动速度较快,需要选取较小的 φ_1 ,提高背景模型更新速度,使得运动目标移动过的地方能够快速恢复为背景,得到更好的前景检测结果。

虽然进行了改进,但是检测到的运动目标仍会出现孔洞、断层以及残缺的问题,单纯地采用开闭运算进行形态学处理,效果有限。本文采用基于轮廓的孔洞填充方法[12]。首先为区域添加外围轮廓标记,然后以区域内部一点作为种子进行区域生长来实现孔洞填充,最后将外围轮廓的标记消除,能够高效消除产生的孔洞。

4 实验果与分析

为了验证改进的 Vibe 算法在鬼影抑制以及适应前景变

化复杂的情况的效果,主要采用了两组测试视频。第一组为室外拍摄的视频序列 Pedestrian,选取了前 100 帧,前景运动情况相对简单。第二组为 Highway 测试视频序列,选取了 500~1500 帧,前景目标运动情况复杂。背景更新的参数选取为 $\# \text{min} = 2$, $\tau_1 = 2$, $\tau_2 = 8$ 。本算法实验在 Windows7 操作系统下使用 VS2010+Opencv2.4.4 编写运行。

从图 4 可以看出,对于 Pedestrian 视频序列的第 16 帧视频图像, Vibe 算法检测到的目标鬼影十分明显,而改进的 Vibe 算法已经较好地抑制了鬼影,检测到的前景目标也很完整。检测第 56 帧视频图像时, Vibe 算法的检测结果依然有鬼影的残余,事实上,直到第 60 帧以后,鬼影才能够完全消失,严重影响了前景目标检测的效果与速度。Highway 视频序列的检测结果如图 5 所示。在第 550 帧中,采用原始的 Vibe 算法,背景初始化导致的鬼影依然存在,同时由于更新速度过快,导致部分车辆被更新为背景,检测出来的前景车辆目标很不完整。改进的 Vibe 算法完全消除了鬼影,检测到的前景车辆目标也比较完整。对于第 1050 帧,传统 Vibe 算法检测出的前景车辆目标依然不完整,同时运动较快的前景检测结果偏大,这是由背景的更新速度较慢所导致的,改进的 Vibe 算法检测效果较好。由此可以证明与原 Vibe 算法相比,本文的改进算法能够在更少的帧数内完全抑制鬼影,抑制鬼影所需要的时间较短。

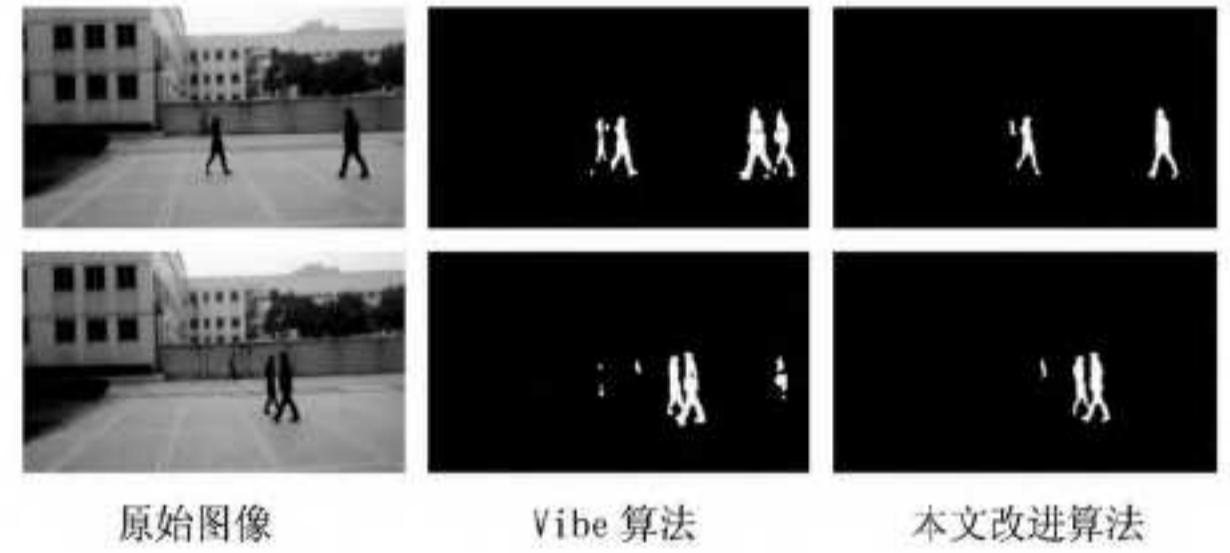


图 4 Pedestrian 视频序列第 16 帧、第 56 帧鬼影抑制结果对比

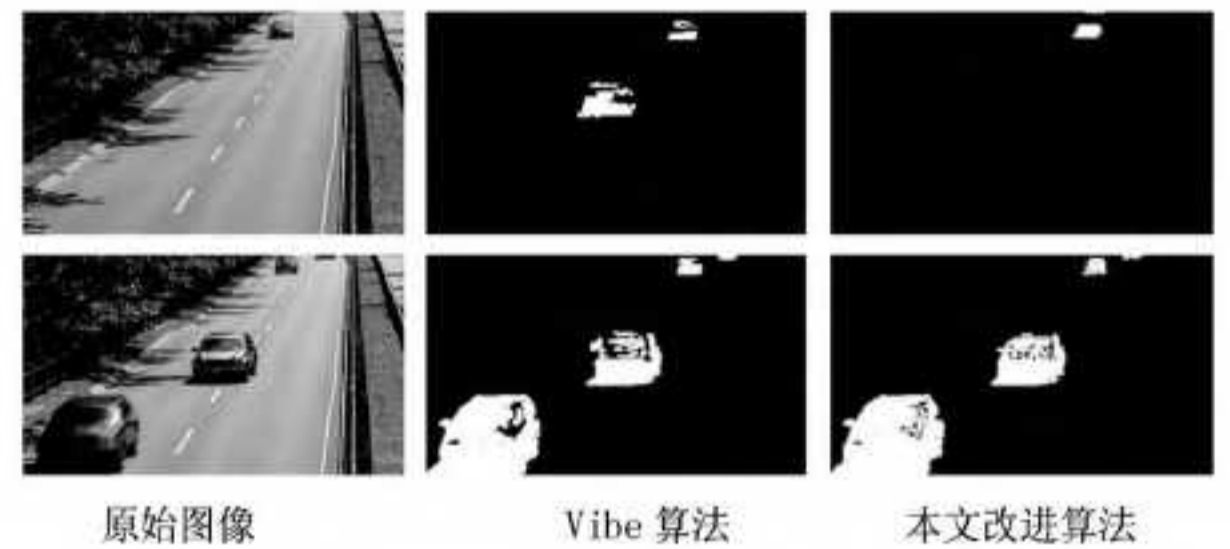


图 5 Pedestrian 视频序列第 550 帧、第 1050 帧鬼影抑制结果对比

为了进一步研究改进算法对目标检测的准确度,绘制了两个视频序列的目标检测率对比图(见图 6),对改进算法与原算法进行了对比。目标检测率定义为:

$$\eta = \frac{\overline{TP}_o}{\overline{TP}_o + \overline{FN}_o} \times 100\% \quad (10)$$

其中, \overline{TP}_o 表示算法检测正确的像素个数, \overline{TP}_o 表示真实前景目标的像素个数, \overline{FN}_o 表示被误判为前景的像素点数,该定义在很好地反映检测正确率的同时能够很好地反映错误率。检测率 η 越接近 1,说明检测准确率越高,检测率的变化幅度越小,说明算法的检测稳定性越高,鲁棒性也就越好;检测率越小,说明算法漏检以及检测的精度不高,检测率波动越大,说明算法的稳定性不好。

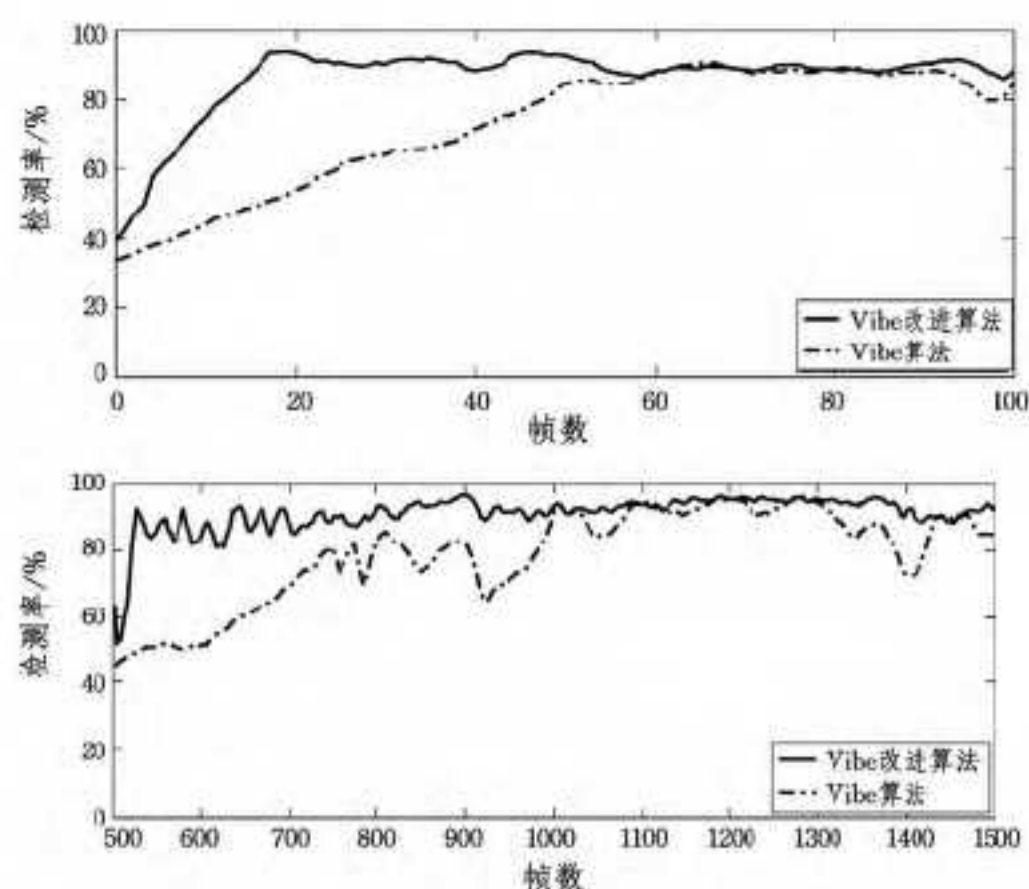


图6 Pedestrian 与 Highway 视频序列的检测率曲线

Pedestrian 视频序列的行人运动行为简单,从图6可以发现,由于鬼影的原因,开始的60帧内,检测率不高,而改进的算法由于快速抑制了鬼影,能够快速提高检测率;同时由于本文算法能够自适应调整背景更新率,检测率比较稳定。对于 Highway 视频序列,由于道路的交通情况比较复杂,车辆运动变化较大,传统的 Vibe 算法检测结果不佳,同时检测率也不稳定。改进的 Vibe 算法由于可以根据车辆的运动情况自适应调整更新率,因此检测效果较好,同时比较稳定,鲁棒性较好。实验说明本文提出的算法能够快速提高目标检测的准确度,同时目标检测的检测率也较为稳定。

结束语 Vibe 算法是一种快速实用的目标检测算法,但是由于背景初始化的问题,容易出现鬼影;同时由于背景更新率恒定,对于前景运动变化较大的情况,检测的准确率有所下降。针对这些问题,本文引入了基于 Otsu 阈值的鬼影抑制以及基于质心运动速度的背景自适应更新方法。对于出现的鬼影,利用 Otsu 算法进行宏观的判别抑制,同时根据当前的检测前景的运动情况,自适应调整背景的更新速率,以适应前景变化较大的情况。为了验证改进算法的有效性,采用了两组不同的视频序列进行了验证,并计算了其每一帧的检测率。实验结果表明,本算法能够很好地抑制鬼影,同时保持较高、

较稳定的检测率。

参考文献

- [1] 张磊,傅志中,周岳平. 基于 HSV 颜色空间和 Vibe 算法的运动目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2014(4):181-185
- [2] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfnder: Real-time tracking of the human body [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780-785
- [3] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S. Performance of optical flow techniques [J]. International journal of computer vision, 1994, 12(1): 43-77
- [4] 李刚,邱尚斌,林凌,等. 基于背景差法和帧间差法的运动目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(8): 961-964
- [5] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking [C] // Proc. Computer Vision and Pattern Recognition 1999 (CVPR'99). June 1999
- [6] Barnich O, Van Droogenbroeck M. iBe: A powerful random technique to estimate the background in video sequences [C] // Proc. Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. Apr. 2009: 945-948
- [7] 陈亮,陈晓竹,范振涛. 基于 Vibe 的鬼影抑制算法[J]. 中国计量学院学报, 2013, 24(4): 425-429
- [8] Van Droogenbroeck M, Paquot O. Background subtraction: Experiments and improvements for ViBe [C] // 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 32-37
- [9] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724
- [10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetic, 1979, 9(1): 62-66
- [11] 闵华清,吕居美,罗荣华,等. 基于 GMM 和 MRF 的自适应阴影检测[J]. 华南理工大学学报, 自然科学版, 2011, 39(7): 115-120
- [12] 张德才,周春光,周强,等. 基于轮廓的孔洞填充算法[J]. 吉林大学学报, 理学版, 2011, 49(1): 82-86
- [13] Jin R, Breitbart Y, Muoh C. Data discretization unification [C] // The Seventh IEEE International Conference on Data Mining (ICDM Best Paper). 2007: 183-192
- [14] 史志才,夏永祥,周金祖. 基于粒计算的离散化算法及其应用[J]. 计算机科学, 2013, 40(6A): 133-135
- [15] 汪凌. 一种基于改进粒子群的连续属性离散化算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(21): 29-32
- [16] 徐菲菲,魏莱,杜海洲,等. 一种基于互信息的模糊粗糙分类特征基因快速选取方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 216-221
- [17] Ruiz F J, Anguio C, Agell N. IDD: a supervised interval distance-based method for discretization [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2008, 20(9): 1230-1238
- [18] Bondu A, Boulle M, Lemaire V, et al. A non-parametric semi-supervised discretization method [C] // The Eighth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). 2008: 53-62
- [19] Armengol E, Garcia-cerdana A. Refining discretizations of continuous-valued attributes [C] // Modeling of Decisions of Artificial Intelligence Conference, LNAI. Springer, Heidelberg, 2012: 258-269
- [20] Salvador G, Julian L, Antonio S J, et al. A survey of discretization techniques: taxonomy and empirical analysis in supervised learning [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(4): 734-750
- [21] Roweis S, Saul L. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326
- [22] Levina E, Bickel P J. Maximum likelihood estimation of intrinsic dimension [C] // Advances in Neural Information Processing Systems. 2005
- [23] Wu M, Xia D L, Yan P L. A new knowledge reduction method based on difference-similitude set theory [C] // Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2004: 1413-1418
- [24] Wu M, Xia D L, Yan P L. Discretization algorithm based on difference-similitude set theory [C] // Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2005: 1752-1755
- [25] Blake C L, Merz C J. UCI repository of machine learning databases [OL]. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>

(上接第 150 页)