

文章编号: 1672-8785(2023)06-0012-07

## 改进型 ViBe 算法在运动目标检测中的应用

李鹏飞 吴志佳 姜宗林

(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

**摘 要:** 作为计算机视觉领域的热门方向之一, 运动目标检测具有很高的理论研究价值和很广的实际应用空间。传统视觉背景提取器(Visual Background Extractor, ViBe)目标检测算法实时性高且内存消耗低, 但存在受光照影响大、不能有效抑制拖影区域、无法消除阴影以及检测图像内部空洞等问题。鉴于以上不足, 提出 3 点针对性改进策略: (1) 优化算法核心参数。筛选最优值来替换以往经验值, 从而提高算法性能, 增强算法适应性。(2) 引入光强检测算子。阈值半径随光强变化自适应, 避免因光照变化而出现拖影区域。(3) 增加阴影检测模型。利用感兴趣区域(Region of Interest, ROI)像素分布确定阴影位置, 结合运动目标自身特性分割出目标区与阴影区。仿真实验结果证明: 改进型 ViBe 算法不仅能够完整地检测、抓取运动目标, 而且还可以有效地抑制拖影区域并消除目标阴影。

**关键词:** 运动目标检测; ViBe 算法; 动态噪声抑制; 阴影消除

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2023.06.003

## Application of Improved ViBe Algorithm in Moving Target Detection

LI Peng-fei, WU Zhi-jia, JIANG Zong-lin

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

**Abstract:** As one of the popular directions in the field of computer vision, moving target detection has high theoretical research value and wide practical application space. Traditional visual background extractor (ViBe) target detection algorithm has high real-time performance and low memory consumption. However, this algorithm has many problems, such as obvious illumination change, inability to effectively suppress ghost area, inability to eliminate shadows, and inability to detect holes in the image. In view of the above deficiencies, three targeted improvement strategies are proposed: (1) Optimize the core parameters of the algorithm. Filter the optimal value to replace the previous experience value, so as to improve the performance and adaptability of the algorithm. (2) Introduce the light intensity detection operator. The image brightness is numerical and the threshold radius is adaptive to avoid ghost area due to light changes. (3) Add shadow detection model. The pixel distribution in the region of interest (ROI) determines the shadow position, and the target area and shadow area are separated according to the characteristics of the moving target. Simulation results show that the

**收稿日期:** 2023-01-13

**作者简介:** 李鹏飞(1993-), 男, 吉林长春人, 硕士, 主要研究方向为图像处理与识别、目标检测与跟踪技术。E-mail: PerfeyLee@163.com

improved ViBe algorithm can not only detect and capture moving targets completely, but also effectively suppress ghost areas and eliminate target shadows.

**Key words:** moving target detection; ViBe algorithm; dynamic noise suppression; shadow elimination

## 0 引言

作为目前的热门研究方向之一, 目标检测技术已经在日常生活、安防、军事等多个领域得到广泛应用。运动目标检测旨在通过准确识别目标的颜色、形状、外部轮廓等多维特征信息来达到从视频图像中精准抓取运动目标的目的。常见的运动目标检测算法有光流法、高斯背景建模法、差分法、ViBe 算法等。光流就是物体的空间运动在像素层面的体现, 光流法则利用相邻帧图像像素灰度的瞬时变化(光流矢量)检测出物体的运动信息, 进而确定目标的运动情况<sup>[1-3]</sup>。高斯背景建模法将输入图像与背景模型进行对比。根据与背景模型相似性的高低, 待检测像素点分别被归为前景和背景, 再利用形态学的方法进行运动目标的提取<sup>[4-5]</sup>。差分法基于视频流帧间连续性的特点, 对短时间内的几帧图像作差分运算, 再比较像素灰度差绝对值与设定阈值。若差值高于阈值, 则判定为运动目标<sup>[6-7]</sup>。

ViBe 算法是由 Olivier B 和 Marc V D 在 2011 年提出的一种行之有效的前景提取方法<sup>[8-15]</sup>。该算法利用邻域像素构建背景点集合, 并通过比对集合点和当前输入像素值来检测前景。与其它算法相比, ViBe 算法具有运行内存消耗少、执行速度快、结果反馈实时性高、抗噪能力强以及可快速提取运动目标等优点。同时, 它也存在不能有效抑制拖影区域、对光照变化敏感、无法消除阴影以及检测图像内部空洞等缺点<sup>[9-14]</sup>。

对于上述的传统 ViBe 算法存在的不足之处, 本文提出具有针对性的优化措施。对于 ViBe 算法参数, 通过控制变量法选定最优解, 使算法更加适用于具体检测场景。同时, 为了应对光照变化产生拖影的问题, 本文引入光强

检测算子, 利用相邻两帧图像中背景光强的变化来实时调整算法中的阈值半径参数值, 从而削弱光照变化带来的影响。结合运动目标与阴影之间的位置关系, 计算 ROI 区域内像素累计分布, 确定阴影与目标的界限, 从而消除阴影区。实验结果表明, 改进型 ViBe 算法不仅能够完整地检测、抓取运动目标, 而且还可以有效地抑制拖影区域并消除目标阴影。

## 1 ViBe 算法的基本原理

ViBe 算法的核心思想是利用邻域像素创建某个像素点的背景模型, 并通过比对背景模型和当前输入像素值来判断该点是否属于背景点。ViBe 算法由以下三部分组成: 背景模型构建、前景目标检测以及背景模型更新。

### 1.1 背景模型构建

ViBe 算法通过视频的初始帧图像完成背景模型构建。八邻域模型如图 1 所示。 $V_i(x, y)$  是图像中任意一点  $P(x, y)$  的周围邻域像素值。背景模型构建是指为任意点  $P(x, y)$  随机创建一个包含  $N$  个  $V_i(x, y)$  的样本集  $M(x, y)$ 。 $i \in [1, N]$ 。样本集合的表达式为

$$M(x, y) = \{V_1(x, y), \dots, V_{N-1}(x, y), V_N(x, y)\} \quad (1)$$

式中, 样本集数目  $N$  默认为 20。

### 1.2 前景目标检测

图像中的背景可以理解为短时间内静止不动的物体, 前景则为以某一速度沿特定方向移动的物体。运动目标检测的实质是图像中像素点的分类。ViBe 算法计算当前时刻像素与背景模型的匹配度, 并基于匹配度对像素点进行划分。具体检测规则如下: 针对图像中任意一点  $P(x, y)$ , 累计其像素值  $V(x, y)$  与背景模型  $M(x, y)$  中数值之差小于阈值半径  $R$  的个数 ( $S$ )。如果  $S$  值大于上限  $T$ , 将  $P(x, y)$  判定为

$P(x-1, y-1)$	$P(x, y-1)$	$P(x+1, y-1)$
$P(x-1, y)$	$P(x, y)$	$P(x+1, y)$
$P(x-1, y+1)$	$P(x, y+1)$	$P(x+1, y+1)$

图 1 八邻域模型

背景，反之则判为前景，即

$$S = \sum (|V(x, y) - V_i(x, y)| < R) \quad (2)$$

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, S < T \\ 0, S > T \end{cases} \quad (3)$$

式中， $D=1$  表示前景点， $D=0$  表示背景点，阈值  $R$  默认为 20，上限  $T$  默认为 2。

### 1.3 背景模型更新

背景模型更新的目的是为了适应图像中物体的变化(如背景的变化、运动物体的变化、光照强度的变化等等)。ViBe 算法采用保守、随机的更新方式，同时加入前景点计数，以抑制拖影区域。

#### 1.3.1 保守更新策略

只有背景点有机会触发模型更新，前景点在任何时候都不会触发模型更新。

#### 1.3.2 前景点计数

统计像素点被检成前景的次数。如果累计次数大于阈值次数  $N$ ，则将此点变更为背景点。

#### 1.3.3 随机子采样

当某像素点被检为背景点时，有  $1/\varphi$  的概率更新自身背景模型，也有  $1/\varphi$  的概率更新其邻域点背景模型( $\varphi$  默认为 16)。

## 2 改进算法的创新点

### 2.1 算法参数优化

通常情况下，在提取前景目标时，ViBe

算法自身参数的设定往往基于经验值，针对性不强。因此，为了使算法更好地适用于特定场景，本文对 ViBe 算法参数进行优化。同时，为避免其他因素对参数优化实验结果带来的影响，本文采用控制变量法确定 ViBe 算法相关参数的最优数值。

#### 2.1.1 子采样率 $\varphi$

本文实验所用的图像均来自于国际标准数据集 Highway I。选取该数据集中的第 439 帧作为对比验证输入图像(见图 2)。为验证子采样率  $\varphi$  对 ViBe 算法前景提取效果的影响，通过对  $\varphi$  赋予 2~16 之间的随机数值来比对每次目标检测效果，从而得出最佳值。运动目标提取效果与子采样率之间的关系如图 3 所示。



图 2 数据集第 439 帧图像

从图 3 中可以看出：当  $\varphi=2$  时，ViBe 算法可以取得较好的检测效果。此时，提取出的运动目标的空洞区域最小。因此，本文选取  $\varphi=2$  为最佳值。

#### 2.1.2 模型样本数 $N$ 与上限 $T$

模型样本数  $N$  和上限  $T$  共同制约着运动目标的检测效果。如图 4 所示，当  $T/N=1/5$  时，分离出的运动目标最完整。

### 2.2 光强检测算子

图像中光照的突然变化会导致鬼影的出现。为了避免这种现象的发生，本文引入光强检测算子  $\beta$ 。依据相邻两帧图像中背景光强的变化  $\Delta\beta$ ，并结合光强变化阈值，实时调整算法阈值半径  $R$ ，从而达到抑制鬼影的目的。相关公式如下：

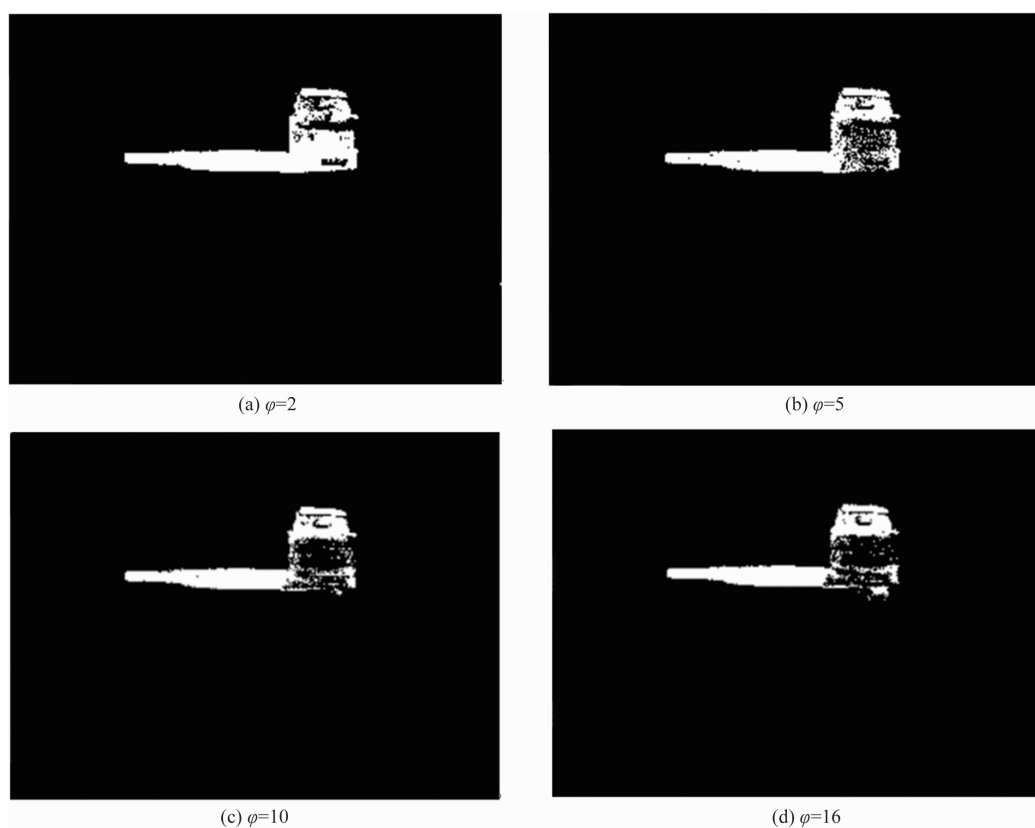
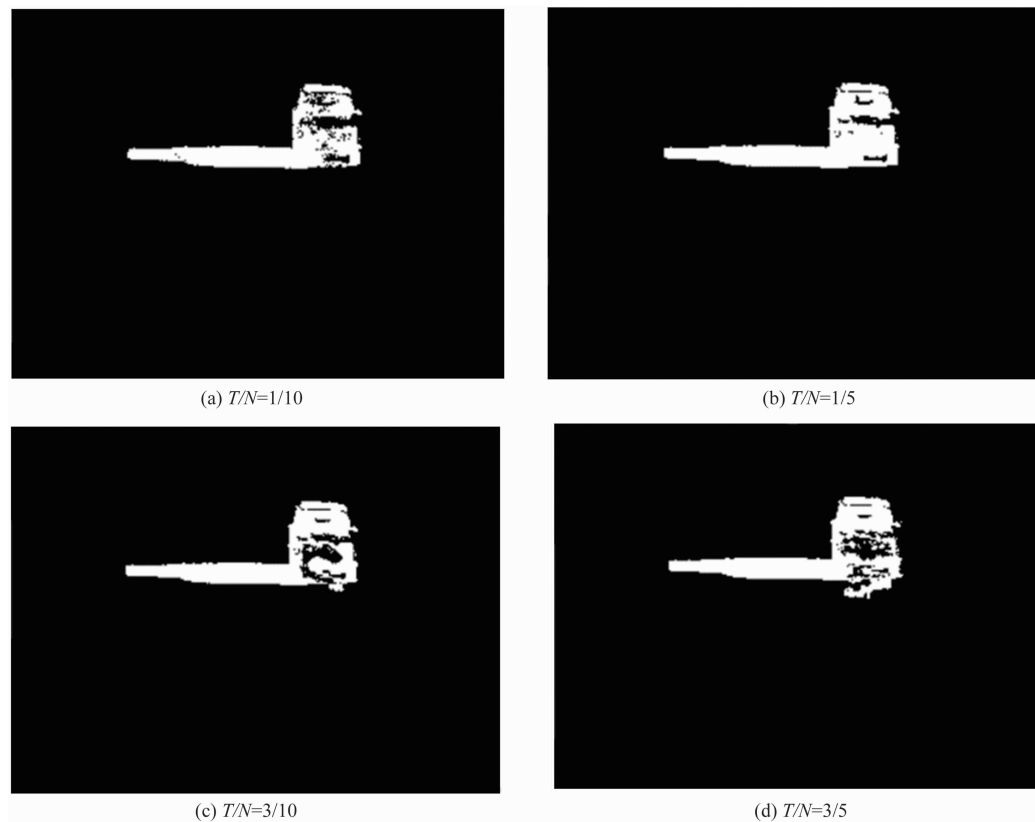


图 3 检测效果与子采样率的关系

图 4 检测效果与  $T/N$  比例的关系

$$\beta_j = \frac{\sum_{x=0}^W \sum_{y=0}^H V_j(x, y)}{\sum_{x=0}^W \sum_{y=0}^H V_{bg}(x, y)} \quad (4)$$

$$\Delta\beta = \beta_j - \beta_{j-1} \quad (5)$$

$$R_j = \begin{cases} R_{j-1}, & |\Delta\beta| < t_{hr} \\ R_{j-1}(1 + \Delta\beta), & |\Delta\beta| > t_{hr} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $W$  和  $H$  分别为图像的宽度和高度;  $V_j$  表示第  $j$  帧图像的像素值;  $V_{bg}$  表示检测背景图像的像素值;  $t_{hr}$  为光强变化的阈值。

### 2.3 目标阴影检测

本文基于运动目标(汽车)的自身特性, 提出像素分割法: 主要利用像素分布判别运动目标区域与阴影区域的分界点。基于改进型 ViBe 算法, 结合边缘提取计算出运动目标(包含阴影)外切 ROI 矩形区域, 并得到 ROI 像素的空间分布曲线(见图 5(b))。

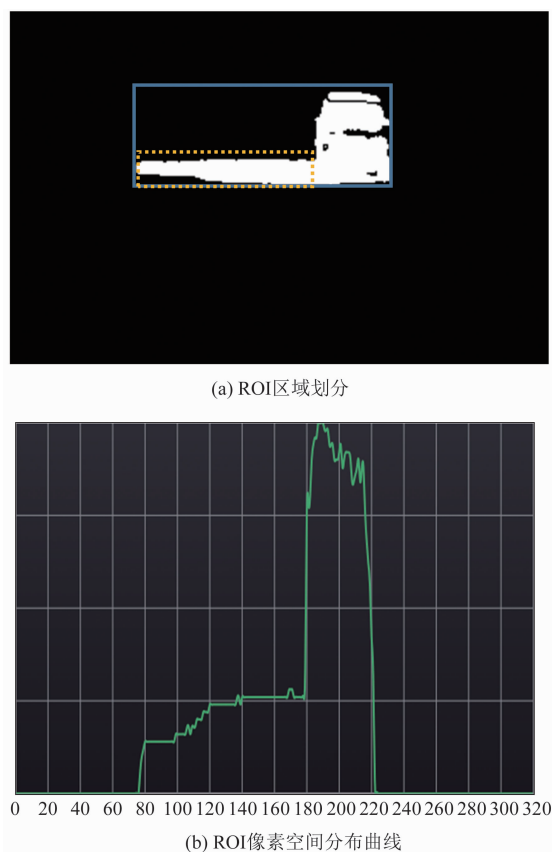


图 5 用像素分割法确定的目标阴影分界点

图 5(a)中的蓝色实线框(大框)表示包含运动目标的最小矩形区域 ROI, 黄色虚线框(小

框)表示阴影区。结合车辆对称性以及矩形区域像素空间分布确定运动目标与其阴影的位置关系, 进而确定目标与阴影分割线, 消除阴影并分离目标。

### 3 实验效果

本文实验使用 8 核 AMD Ryzen 7 处理器(3.2 GHz)、计算机(16 G 内存)、Windows 系统、Qt Creator 开发环境以及 OpenCV 开源库。以国际通用的标准数据集 Highway I 为例, 通过对比改进型 ViBe 算法与传统算法对同一帧图像的不同检测效果, 验证了改进型 ViBe 算法在运动目标检测中的优越性能。

用改进型 ViBe 算法检测运动目标的具体流程如图 6 所示。首先, 对输入图像进行预处理, 降低图像整体噪声; 然后执行改进型 ViBe 算法对动态目标进行提取, 同时通过形态学处理去除小区域干扰目标, 并且填充运动目标内部孔洞; 接着通过边缘提取确定包含运动目标的最小矩形区域 ROI; 最后, 根据目标对称性判断 ROI 内是否存在阴影区, 如存在则进行区域分割。

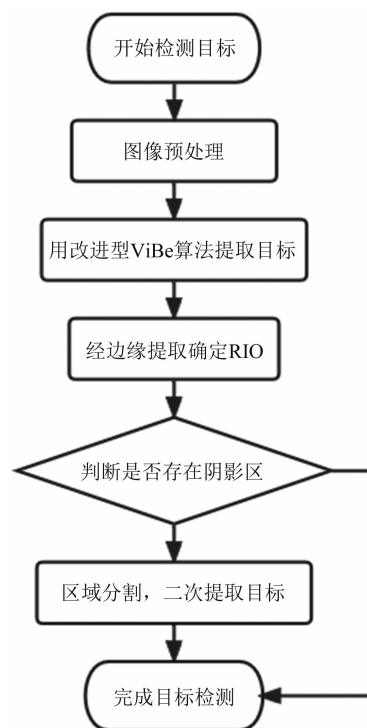


图 6 目标检测算法流程图



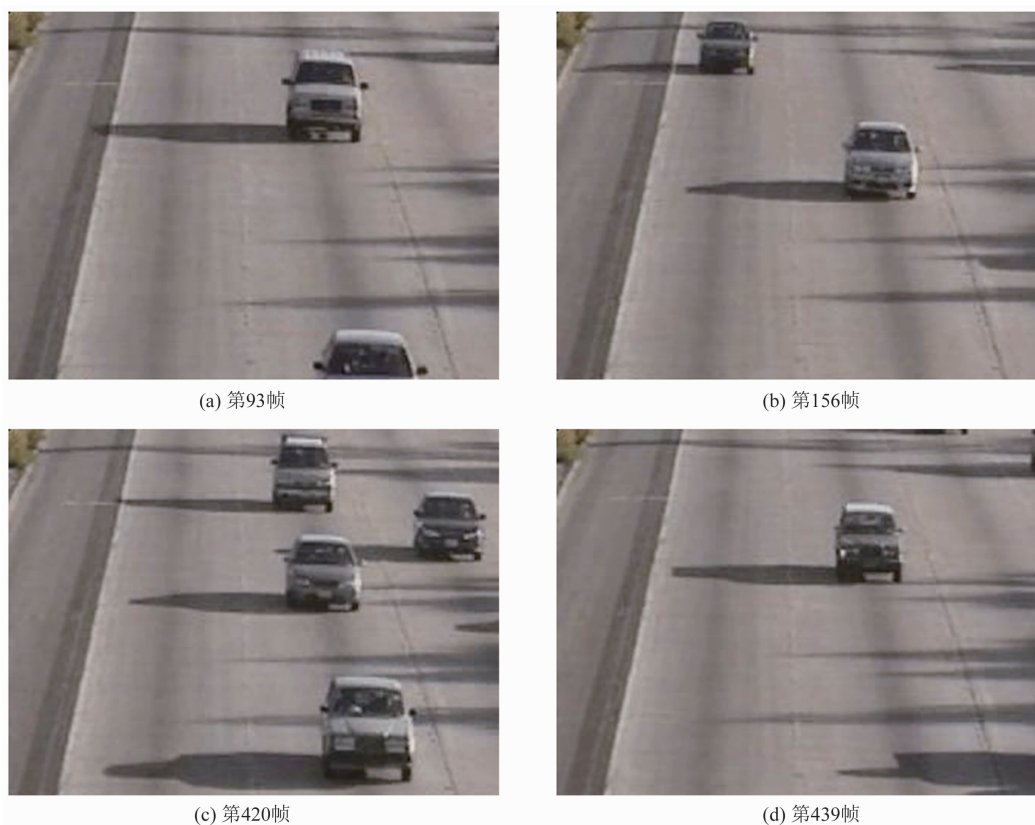


图 7 实验输入图像

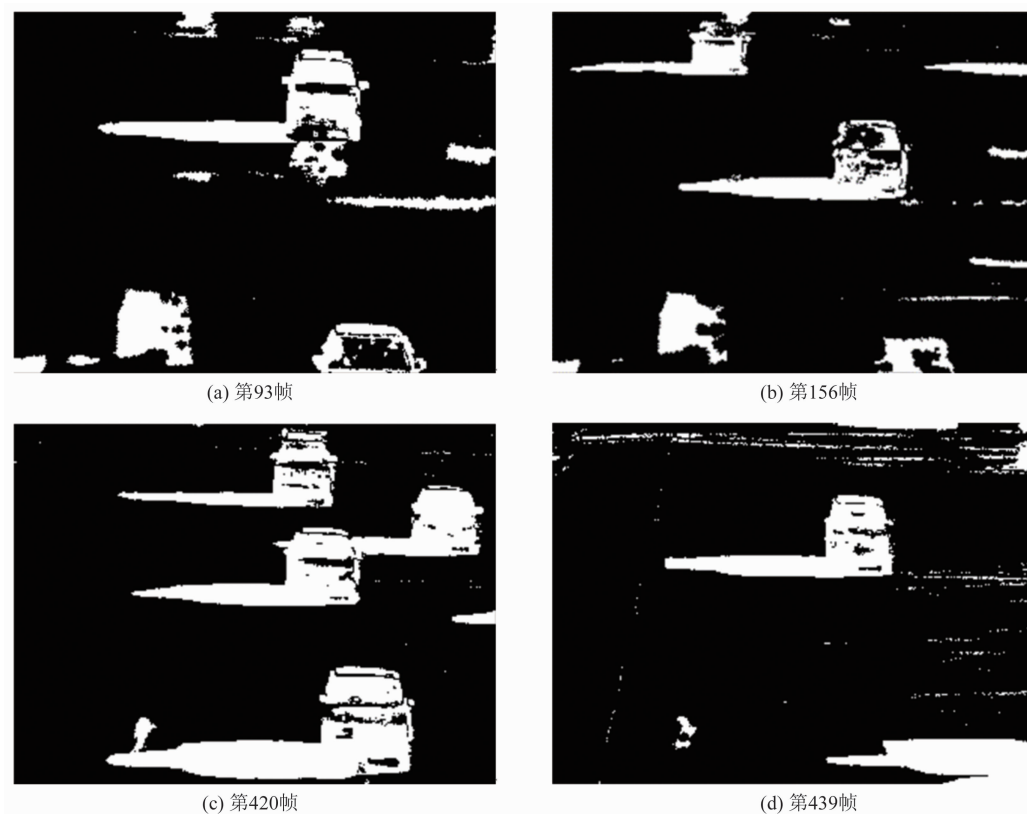


图 8 传统 ViBe 算法的实验结果

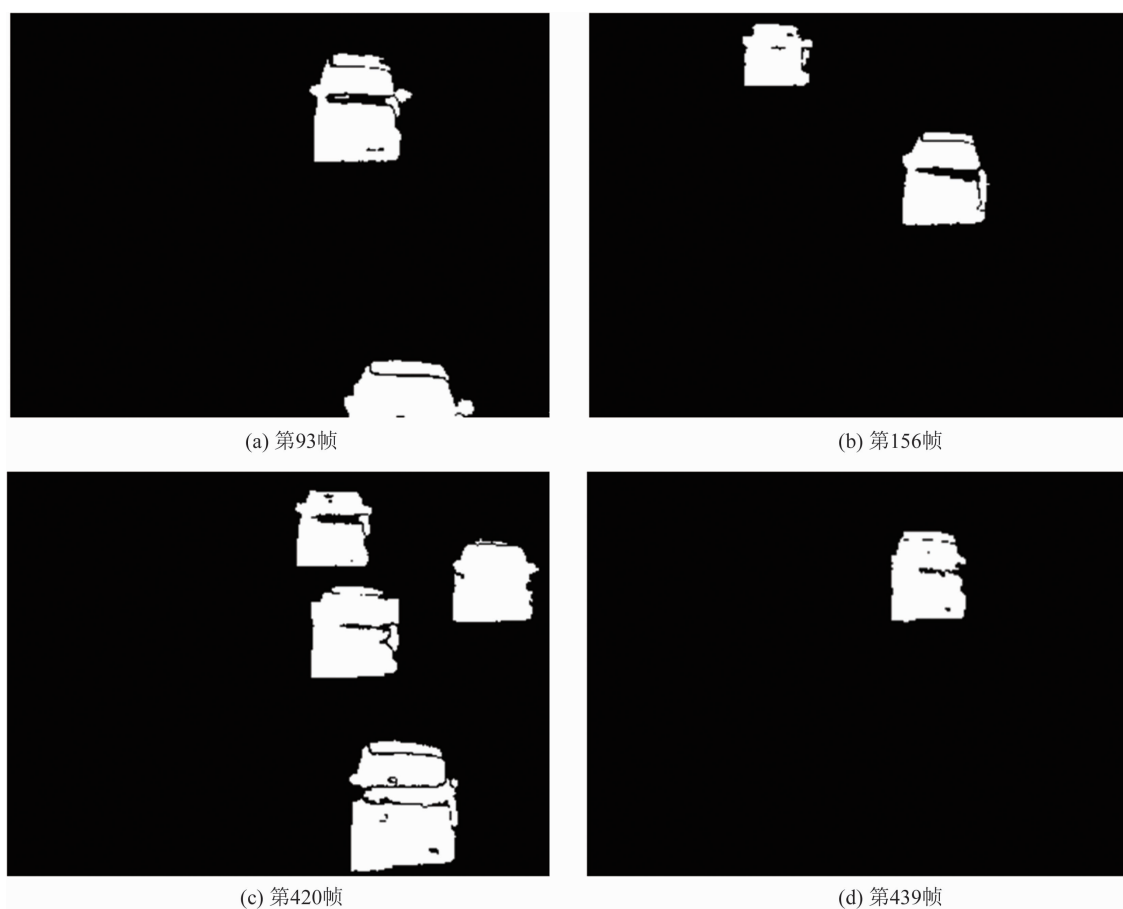


图 9 改进型 ViBe 算法的实验结果

从 Highway I 视频序列中随机选取四帧图像(见图 7)作为实验结果比对图像。从图 7 中可以看出,输入图像存在较多的背景干扰以及目标自身阴影区。在此条件下,如何抑制背景干扰、去除目标阴影,从而完整提取运动目标显得尤为重要。

图 8 和图 9 所示分别为传统 ViBe 算法和改进型 ViBe 算法对四帧实验图像的运动目标检测结果。可以看出,在提取运动目标时,由于传统 ViBe 算法自身的局限性,背景干扰不能充分被抑制,阴影区域与目标主体连成一片,存在拖影区域和孔洞,提取出的目标完整程度不高。相比于传统算法,改进型 ViBe 算法优化了自身参数设置,大大增强了对拖影区域的抑制能力,结合目标自身对称性并通过区域分割去除了目标阴影区域;运用形态学运算填充了目标内部孔洞,确保最终完整地提取出

待测运动目标。对比实验结果验证了改进型 ViBe 算法的有效性。

#### 4 结束语

本文针对传统 ViBe 算法存在的弊端,提出了改进策略。改进型 ViBe 算法的核心参数用最优解代替经验值,提高算法性能并增强算法适应性;引入光强检测算子,将图像亮度数值化,使阈值半径  $R$  随之自适应,从而削弱因光照变化而产生的拖影;利用 ROI 像素分布确定运动目标与阴影的位置关系,消除阴影区。实验结果证明:改进型 ViBe 算法不仅能够有效地抑制拖影区域,而且还可以完整地检测、抓取运动目标;比传统 ViBe 算法更加有效,能够实现较复杂场景下运动目标的检测。除可见目标外,本文算法的思路对红外弱小目标的检测也有一定的参考价值。

(下转第 37 页)

- [7] 欧迎春, 毛海岑. 基于 SOPC 和 FPGA 的星敏感器检测算法设计与实现 [J]. *光学与光电技术*, 2015, **13**(1): 42–46.
- [8] 丁亚雪, 王磊. 三视场星敏感器的研究 [J]. *电子世界*, 2014, **21**(12): 213.
- [9] 李雷, 张晔, 胡楷. 基于 DSP 的海上红外小目标检测系统设计 [J]. *现代电子技术*, 2023, **46**(4): 30–34.
- [10] 李志勇, 卢松升. 基于多核 DSP 的 3 通道偏振图像 FMT 配准方法 [J]. *电子测量技术*, 2022, **45**(19): 155–160.
- [11] 何涛, 施慧莉, 李大亮. 基于深度学习的 SAR 目标识别 DSP 设计 [J]. *计算机工程与科学*, 2022, **44**(8): 1357–1363.
- [12] 陈洋, 肖国尧, 全英汇, 等. 基于多核 DSP 的星载双基 FMCW SAR 成像算法实现 [EB/OL]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?dbcode=CJFD&dbname=CCJDLAST2&filename=XTYD20220708005>, 2022.
- [13] 张磊, 何昕, 魏仲慧, 等. 三角形星图识别算法的改进 [J]. *光学精密工程*, 2010, **18**(2): 458–463.
- [14] 吴小明. 基于 DSP 和 FPGA 电子星空模拟器设计 [J]. *计算机测量与控制*, 2013, **21**(6): 1666–1667.

(上接第 18 页)

### 参考文献

- [1] Keraner J K, Thompson W B, Boley D L. Optical flow estimation: an error analysis of gradient-based methods with local optimization [J]. *IEEE Transaction on Pattern and Analysis Machine Intelligence*, 1987, **9**(2): 229–244.
- [2] 李成美, 白宏阳, 郭宏伟, 等. 一种改进光流法的运动目标检测及跟踪算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, **39**(5): 249–256.
- [3] 王彤超, 吴琼玉, 蔡宣平. 一种复杂背景下运动小目标的检测方法 [J]. *红外*, 2006, **27**(12): 1–3.
- [4] Chris S. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]. Fort Collins: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999.
- [5] 乔少杰, 金琨, 韩楠, 等. 一种基于高斯混合模型的轨迹预测算法 [J]. *软件学报*, 2015, **26**(5): 1048–1063.
- [6] Brutzer S, Hoferlin B, Heidemann G. Evaluation of background subtraction techniques for video surveillance [C]. Ajmer: Computer Vision and Pattern Recognition, 2011.
- [7] 尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述 [J]. *自动化学报*, 2016, **42**(10): 24–47.
- [8] Olivier B. ViBe: A powerful random technique to estimate the background in video sequences [C]. Taipei: IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009.
- [9] Olivier B, Marc V D. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(6): 1709–1724.
- [10] 余烨, 曹明伟, 岳峰. EVibe: 一种改进的 Vibe 运动目标检测算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, **35**(4): 924–931.
- [11] 石永彪, 张涌. 一种基于视频序列的行人检测算法研究 [J]. *红外*, 2016, **37**(10): 35–40.
- [12] 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.
- [13] Bouwmans T. Recent advanced statistical background modelling for foreground detection: a systematic survey [J]. *Recent Patents on Computer Science*, 2011, **4**(3): 146–176.
- [14] Maddalena L, Petrosino A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(7): 1168–1177.
- [15] Ma L, Zhang X H. Relationship between saturation and brightness value in HSV colour space [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, **26**(8): 1272–1278.