

基于 ViBe 算法的自适应阈值运动目标检测方法

刘家军, 林皓琨*

西安理工大学电气工程学院, 陕西 西安 710048

摘要 ViBe 算法检测首帧中的运动目标时, 常因运动目标在初始位置停留时间过长而产生伪前景, 从而导致检测结果准确性降低。针对这一问题, 对 ViBe 算法进行了改进。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, 并使用熵值法判断颜色和空间位置在相似程度函数中的权重; 在分类时基于迭代法确定自适应阈值, 以增强不同条件下的分割精度; 结合帧差法的判定结果在二元指数分布模型中确定背景模型的更新概率。实验结果表明, 该算法在噪声、光照以及背景变化的情况下仍然能保证检测结果的准确度, 对比传统 ViBe 算法, 本文算法的精密度提高了 21.56%, 有效地消除了鬼影的影响。

关键词 图像处理; 目标检测; ViBe 算法; 帧差法; 熵值法; 动态阈值

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0210007

Adaptive Threshold Moving Target Detection Algorithm Based on ViBe Method

Liu Jiajun, Lin Haokun*

School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract In the case of detecting motion object in the first frame by visual background extractor (ViBe) algorithm, motion objects frequently stay in the initial position for a long time, leading to a false foreground and lowering the detection accuracy. In this study, we focus on solving the problems. The initial background model is established by selecting pixels with similar color and spatial position as the sample set. Furthermore, the weight of color and spatial position in the similarity function is determined by the entropy approach. In addition, the adaptive threshold is determined by the iterative approach in classification to enhance the segmentation accuracy under various conditions. Finally, the updated probability of the background model is determined using a binary exponential distribution model with the result of the frame difference approaches. The experimental results show that the algorithm can guarantee the accuracy of the results in the presence of noise, illumination, and dynamic background. Compared with ViBe algorithm, the algorithm's precision in this study is increased by 21.56%, which effectively eliminates the effect of ghosting.

Key words image proceeding; target detection; ViBe algorithm; frame difference method; entropy method; adaptive thresholding

收稿日期: 2021-01-18; 修回日期: 2021-02-15; 录用日期: 2021-03-11

基金项目: 陕西省科技统筹创新工程计划项目(2013KTCQ01-14)、陕西省教育厅服务地方专项计划项目(16JF020)、西安市碑林区科技局科技计划项目(2017GX1714)

通信作者: lin_haokun@163.com

1 引言

准确且迅速地确定运动目标一直都是目标检测领域的热点问题。运动目标检测算法是后续目标识别等高级处理技术的基础^[1-3]。在实际应用中最为常用的是背景差分法^[4-6],如:Stauffer等^[7]提出高斯混合模型(GMM),该模型能够在复杂背景下检测出完整的运动目标,但是其计算量会随时间增大,影响检测速度;Godbehere等^[8]提出了几何多体模型(GMG),提高了背景建模的计算能力,该模型会随时间变化,但随着时间延长,模型会逐渐降低旧目标的权重,从而导致漏检。上述方法均需要计算模型的参数,具有一定的复杂度。为降低计算复杂度,学者们提出了无参模型码本^[9](CodeBook)算法,他们为像素逐个建立码字集以分割复杂场景下的目标,但动态背景下容易造成码字错误,导致前景误检。Barnich等^[10]提出 ViBe 算法,该算法不需要假定任何概率模型,其通过随机聚类原理利用视频的初始帧来构建背景模型,适用于各类环境,计算量小且实时性高。但是当初始帧出现运动目标时,容易将运动目标初始化到背景模型中,从而产生伪前景,俗称“ghost 鬼影”^[11-12]。若是更新策略不当,则伪前景将长时间留存于检测结果中,造成误检,而且 ViBe 算法是采用固定的阈值进行像素分类,误检率较高。针对上述问题,Cheng等^[13]检测出 ghost 区域后,重复初始化该区域,直至 ghost 区域消失。该方法使得计算复杂度大幅增加,影响了算法的实时性。Jin等^[14-16]将改进的边缘检测算法与 ViBe 算法结合,虽然提升了检测的完整性,但是仍然会出现伪前景。Huang等^[17]在检测过程中加入了 Time of map 机制,该方法不仅可以利用像素的空间域信息,也可以利用像素的时域信息,虽然在一定程度上消除了 ghost 鬼影,但是在检测前景过程中目标人物会出现空洞。方岚等^[18]利用像素直方图相似度匹配判别鬼影,并将检测出的鬼影像素设为 0,从而达到消除鬼影的目的,但是该方法从检测开始到消除鬼影的时间过长,影响了检测结果。齐悦等^[19]则通过使用前 10 帧中出现频率较高的像素点反复优化背景模型,极大地消除了鬼影的影响,但是该算法延长了样本模型的构建时间,不能完全适应不同的视频动态场景,并且初始背景模型中仍然存在运动目标。基于此,提出一种改进的 ViBe 算法。首先通过相似程度函数在 5×5 邻域内选取颜

色相似且空间距离最近的像素点对背景样本集进行填充,并采用迭代法进行动态阈值的选取,提高了分割效率,优化了背景模型初始化的精度。其次利用帧差法不会产生伪前景的优点,将其判定结果与 ViBe 的判定结果相结合并在二元指数分布模型中进行计算,获取不同区域的更新概率,从而有效地消除鬼影,提高检测结果的准确度。

2 背景模型初始化优化

与其他背景差分法相比,ViBe 算法不需要通过设定像素的概率分布来初始化背景模型,其在 3×3 邻域中利用随机策略,重复 20 次,每次选择 1 个像素点,为中心像素选择出 20 个像素点作为背景样本集,从而构成背景模型,因而 ViBe 算法对噪声具有很强的鲁棒性。然而,在每一个 8 邻域内随机选取 20 个像素点作为背景样本值,必定会导致像素的重复选取。另外,样本中的像素选取过于聚集,极易出现误分类的情况。例如,某前景像素点在 t_0 时刻被随机误分配到背景样本集中,进而被初始化到背景模型中,导致 t_1 时刻该点被误判为背景。针对这一问题,可以扩大选择邻域并采用颜色和空间分布都相近的像素点来进行背景初始化。

为选出每个像素点邻域内颜色相近且空间分布接近的像素点,选择引入相似程度函数来判断其相似性,综合考虑像素点间相近的颜色和空间距离两个条件。首先定义像素点间的颜色相似程度函数,其用每 2 个像素点在 r, g, b 分量上的差值之和的平均值来表示,表达式为

$$G(a, b) = \frac{1}{3} \sum_{i \in \{r, g, b\}} |I_i(a) - I_i(b)|, \quad (1)$$

式中 a 和 b 分别代表两个像素点, $i \in \{r, g, b\}$ 为三个颜色通道。其次,定义像素点 a 和 b 之间的空间距离,其表达式为

$$L(a, b) = |a - b|, \quad (2)$$

则相似程度函数可表示为

$$S(a, b) = \delta_G \cdot G(a, b) + \delta_L \cdot L(a, b), \quad (3)$$

其中, $S(a, b)$ 的值越小,说明两个像素越相似,而 δ_G 和 δ_L 为两个权重系数。为了选取出最合适的相似像素点,利用熵值法在 5×5 邻域中选取出 20 个像素点。相似像素点之间由颜色和空间距离来决定,因此将颜色和空间距离作为熵值参考指标。由于指标量纲不同,因此先将其进行无量纲处理,然后采用负向指标数据来表征,即指标数据越小越好。

负向指标数据可表示为

$$x'_{ij} = \frac{M_j - x_{ij}}{M_j - m_j}, \quad (4)$$

其中, x_{ij} 为第 i 像素下第 j 指标的数值, $M_j =$

$\max_{1 \leq i \leq 20} \{x_{ij}\}$, $m_j = \min_{1 \leq i \leq 20} \{x_{ij}\}$, x'_{ij} 为无量纲后的数据 ($i=1, 2, \dots, 20, j=G, L$), 经处理之后指标数据在 $[0, 1]$ 之间。计算结果如表 1 所示, 表中 v_i 表示像素点。

表 1 无量纲后的数据
Table 1 Dimensionless data

Pixel	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7	v_8	v_9	v_{10}	v_{11}	v_{12}
Color												
similarity function	0.67	0.53	0.42	0.63	0.41	0.56	0.79	0.8	0.6	0.52	0.57	0.41
Distance	0.11	0.24	0.29	0.4	0.38	0.39	0.30	0.3	0.25	0.3	0.38	0.28
Pixel	v_{13}	v_{14}	v_{15}	v_{16}	v_{17}	v_{18}	v_{19}	v_{20}	v_{21}	v_{22}	v_{23}	v_{24}
Color												
similarity function	0.1	0.44	0.7	0.85	0.42	0.91	0.92	0.65	0.31	0.42	0.91	0.74
Distance	0.39	0.29	0.69	0.4	0.27	0.24	0.8	0.39	0.55	0.89	0.66	0.92

根据表 1 中的数据, 计算颜色和距离指标下像素 i 占该指标的权重, 表达式为

$$P_{ij} = \frac{x'_{ij}}{\sum_{i=1}^{20} x'_{ij}}, \quad i=1, 2, \dots, 20, j=G, L, \quad (5)$$

其中 P_{ij} 为 $j(j=G, L)$ 指标下第 i 像素占该指标的权重。

计算颜色和距离指标的熵值 a_j , 即

$$a_j = -k \sum_{i=1}^{20} P_{ij} \ln(P_{ij}), \quad j=G, L, \quad (6)$$

其中 $k=1/\ln(20)$, $k>0$, $0 \leq P_{ij} \leq 1$, 最终得到颜色指标的权重值, 表达式为

$$\delta_G = \frac{1 - a_G}{(1 - a_G) + (1 - a_L)}. \quad (7)$$

同理, 距离指标的权重值为

$$\delta_L = \frac{1 - a_L}{2 - a_L - a_G}. \quad (8)$$

经计算, δ_G 为 0.28, δ_L 为 0.72。将结果代入(3)式中, 在 5×5 邻域内计算, 得出 $S(a, b)$ 值最小的 20 个像素点, 提高了构建背景模型的精度, 其样本集为

$$M(x, y) = \{v(x_i, y_j) \in N(x_i, y_j)\}, \quad (9)$$

式中 $M(x, y)$ 为像素点 $v(x, y)$ 背景样本集, $N(x_i, y_j)$ 代表 $v(x, y)$ 的邻域。以 $v(x, y)$ 为中心, 按相似程度选取 5×5 邻域内 20 个像素点, 得到 20 个样本集作为下一帧 $p(x, y)$ 处的背景模型。

背景模型初始化后, 选择二维(2D)空间中的欧氏距离对上述像素进行分类, 用 $S_R(v(x, y))$ 表示以 $v(x, y)$ 为中心且半径为 R 的 2D 欧氏空间距离, 如

图 1 所示。

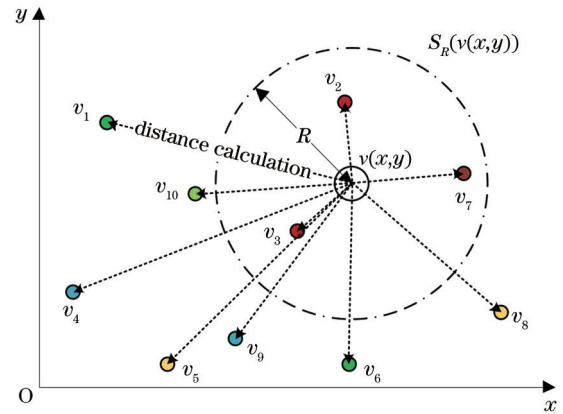


图 1 半径为 R 的二维欧氏空间
Fig. 1 2D Euclidean space with R radius

若 $S_R(v(x, y))$ 与 $M(x, y)$ 的交集满足像素分类的阈值 T , 则由此判定 $v(x, y)$ 是背景像素或前景像素, 设 $\{S_R(v(x, y)) \cap \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_N\}\} \geq T$, 则像素 $v(x, y)$ 被判定为背景并且用 0 表示, 反之为前景并且用 1 表示, 表达式为

$$v(x, y) = \begin{cases} 1, & \{S_R(v(x, y)) \cap \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_N\}\} < T \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (10)$$

原 ViBe 算法选择固定阈值进行像素分类, 但由于固定阈值对背景或者光照变化的检测效果不佳, 故本文算法采用动态阈值进行分割, 采取迭代算法进行阈值更新。具体可以分为以下几个步骤:

1) 设样本集中某一点的像素值为 $f(i, j) \in [0, m-1]$, 亮度级为 m , 则像素值 k 出现的频率表达式为

$$p(k) = \frac{1}{N} \sum_{f(i,j)=k} 1, \quad (11)$$

式中 N 为样本集的大小, $p(k)$ 为像素值 k 出现的频率。

2) 平均样本集中的像素值, 计算样本集中像素最大值 f_{\max} 和最小值 f_{\min} 的平均像素 M , 即

$$M = (f_{\max} + f_{\min}) / 2, \quad (12)$$

则样本集被 M 分为两个部分 $M_0 = \{f(x, y) \leq M\}$ 和 $M_1 = \{f(x, y) > M\}$ 。

3) 求各部分所占的比例:

$$\begin{cases} W_0 = \sum_{i=0}^M p(i) \\ W_1 = \sum_{i>M}^{m-1} p(i) \end{cases}, \quad (13)$$

式中 W_0 和 W_1 分别表示 M_0 和 M_1 所占总样本集的比率。

4) 分别计算 M_0 和 M_1 的平均像素值, 即

$$T_m = (T_{m0} + T_{m1}) / 2, \quad (14)$$

式中 T_{m0} 和 T_{m1} 分别表示 M_0 和 M_1 的平均像素值, T_m 表示 M_0 和 M_1 的平均像素值的均值。

5) 重复步骤 2) (以 T_m 代替 M), 3), 4), 直至 $W_0 = W_1$, 求出最佳阈值 T 。

3 背景模型更新策略优化

在实际场景中, 视频图像中的背景会随着时间不断地变化。要想准确地检测出前景目标, 需要合适的背景更新策略实时更新背景模型。ViBe 算法融合了保守更新法和前景点计数法的优点, 通过反复更新背景像素点, 替换样本集中的像素值。若某前景点连续 25 次在同一位置不变, 则将其归为背景区域, 在下一帧开始更新。但运动区域被包含在初始序列帧中时, ViBe 算法会将该区域中的像素点都划分为背景, 导致这些像素点长时间留存在前景检测中不被更新, 从而产生鬼影 ghost 或死锁现象。而运动目标长时间静止或者极缓慢地移动时, ViBe 算法又会将该区域的像素点逐渐纳入到背景样本集中, 导致背景模型污染, 从而产生缺检或漏检现象。

因此, 为了有效地更新背景模型以及抑制背景模型的污染, 采用一种新的更新策略。因为帧差法^[20]在检测过程中能适应各种动态环境且稳定性

较好, 最重要的是不会产生鬼影, 所以本文算法将帧差法引入背景模型的更新中。在进行背景更新时通过参考帧差法的检测结果来选择不同的更新概率, 引入二元指数分布用于计算不同情况下的更新概率, 其生存函数为

$$F(p, q) = \exp \left\{ - \left[\left(\frac{p}{\theta_1} \right)^{\frac{1}{\delta}} + \left(\frac{q}{\theta_2} \right)^{\frac{1}{\delta}} \right]^{\delta} \right\}, \quad (15)$$

其中 $p, q \in [0, \infty]$, $0 < \theta_i < \infty$, $F(p, q)$ 代表更新概率, p 为帧差法的判定结果, q 为 ViBe 算法的判定结果, 而上述两者判定时相互独立互不干扰, 所以 p 与 q 二者相互独立, 相关参数 δ 为 1。因而(15)式可化简为

$$F(p, q) = \exp \left[- \left[\left(\frac{p}{\theta_1} \right) + \left(\frac{q}{\theta_2} \right) \right] \right]. \quad (16)$$

令尺度参数 $\theta_i (i=1, 2)$ 取 0.36075 和 0.72993, 查表可得

$$F(p, q) = \exp(-2.772p - 1.37q). \quad (17)$$

根据(17)式, 4 种情况下的更新概率如表 2 所示。背景更新流程框图如图 2 所示。

表 2 更新概率

Table 2 Updating probability

Foreground	Foreground (1) by frame difference	Background (0) by frame difference
Foreground (1) by ViBe	1/130	1/4
Background (0) by ViBe	1/16	1

4 实验结果与分析

4.1 实验环境

实验运行所用的计算机配置为 Intel(R) Core (TM) i5-7500 CPU @ 3.40 GHz, 8.00 GB 内存以及 Windows 10 操作系统。本文算法的开发环境为: VC++ 2013、OpenCV SDK 2.4.9。本文算法的参数设置情况为: 像素分类半径 $R=20$, 背景模型元素个数 $N=20$ 。相似程度函数中颜色相似性参数 $\delta_c=0.28$, 空间距离调整参数 $\delta_L=0.72$, 背景模型的更新概率如表 2 所示。

4.2 优化背景模型结果对比

好的初始化背景模型方法不仅对鬼影处理有一定的帮助, 对后续的运动目标检测也是可靠的支撑, 因此背景模型越真实意味着背景模型初始化的

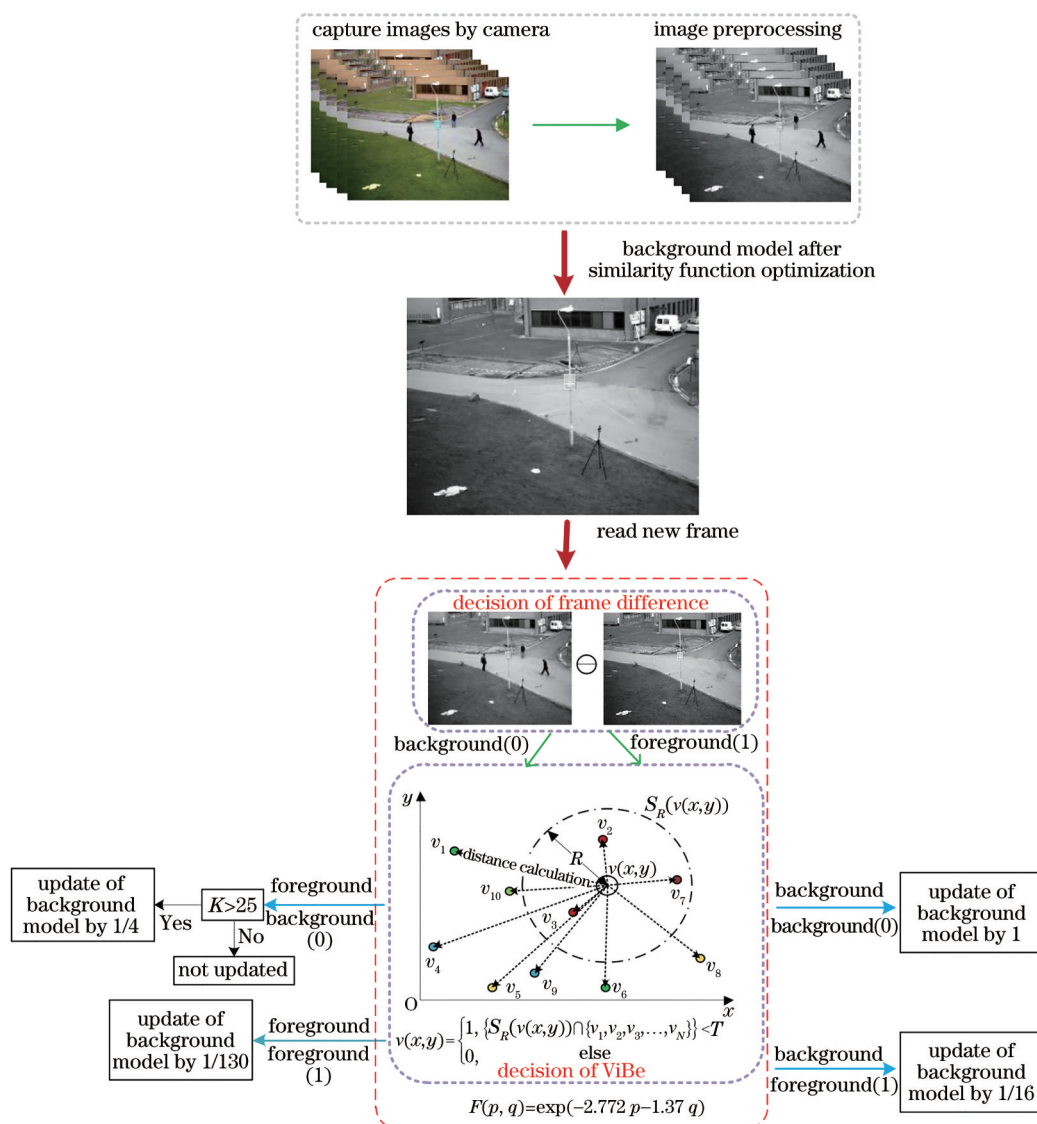


图 2 背景更新流程框图

Fig. 2 Flow chart of background update

方法越好。ViBe算法依据随机抽样理论使用视频的第1帧构建背景样本模型。文献[17]根据时间一致性的原则,选择前40序列帧中奇数帧的像素点进行背景模型初始化。文献[19]通过在2~10帧中抽取出现频率较高的像素点替换到背景模型中,从而初始化背景模型。本文算法采用视频的第1帧,依据相似程度函数在5×5邻域内选择颜色和空间分布相近的像素点初始化背景模型。选择上述方法与本文算法对PET2009 dataset公共数据集中的视频“People Tracking”进行背景模型的初始化,对比4种初始化方法建立的初始背景结果,如图3所示。

从图3中可以看出,当视频第1帧含有运动目标时,文献[19]中算法构建的初始背景明显优于文献[17]中算法构建的初始背景,图3(a)几乎和视频

首帧完全相同,完全包含了运动目标,而本文算法所建立的背景模型较为贴近实际背景,效果最优。实验表明,利用相似程度函数选取颜色和空间距离相接近的像素点作为背景样本集,并利用其构建的初始样本模型是十分有效的。

4.3 背景更新的速度和稳定性分析

ViBe算法背景更新策略的局限性,使得初始帧含有前景目标时会导致伪前景及死锁情况出现。为了解决此种问题,将ViBe和帧差法的判定结果相结合来确定像素点的更新概率,从而加快鬼影的消除。因此为了测试算法在背景更新优化方面的表现,仍旧选取第1帧含有运动目标的“People Tracking”序列作为测试视频,帧速为30 frame/s。对比试验ViBe算法、文献[17]中的算法、文献[19]

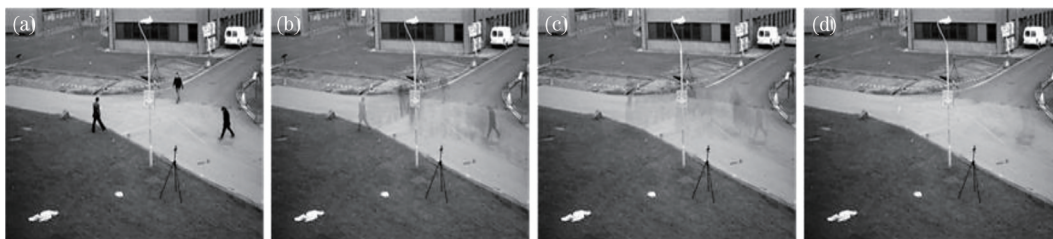


图3 不同算法建立的初始化背景图像。(a) Vibe算法;(b)文献[17]中的算法;(c)文献[19]中的算法;(d)本文算法
Fig. 3 Initialized background images by different methods. (a) ViBe algorithm; (b) algorithm in Ref. [17]; (c) algorithm in Ref. [19]; (d) our algorithm

中的算法和本文算法,比较4种算法的抗鬼影性能, 测试结果如图4所示。

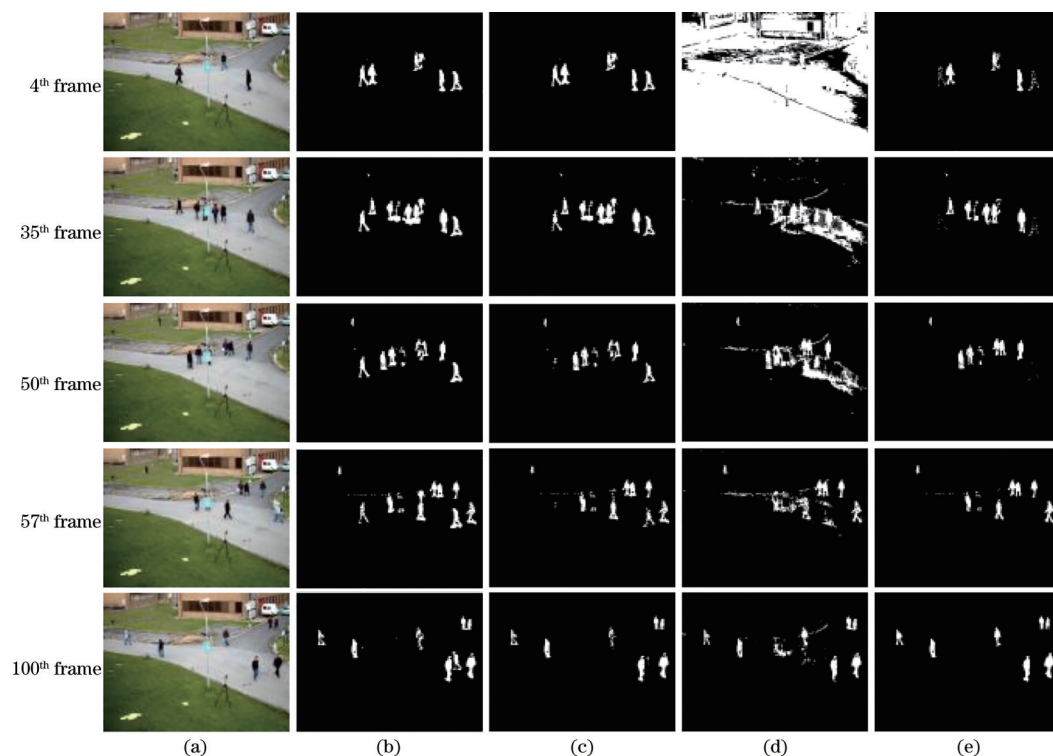


图4 四种算法的抗鬼影效果对比。(a)视频序列;(b) ViBe算法;(c)文献[17]中的算法;(d)文献[19]中的算法;(e)本文算法
Fig. 4 Comparison of anti-ghosting effect of four algorithms. (a) Original video sequence; (b) ViBe algorithm; (c) algorithm in Ref. [17]; (d) algorithm in Ref. [19]; (e) our algorithm

图4中给出了4种算法在视频第4帧、第35帧、第50帧、第57帧、第100帧的伪前景处理结果。由于运动目标在初始帧时就被包含在内,因而在检测过程中,人物运动时传统的ViBe算法在原来的区域仍然留下了伪前景即ghost;文献[17]中的算法从第41帧之后才开始更新模型,因此前40帧ghost仍然存在,40帧后鬼影开始减少,100帧左右才能完全消除ghost,虽然其在一定程度上能够抑制鬼影,但是检测的运动目标完整性较差,存在空洞,影响检测结果;文献[19]中的算法对光照非常敏感,包含较多噪声,前几帧几乎不能检测出运动目标;而本文

改进的ViBe算法提高了背景模型初始化的精度,减少了背景的假样本数,在视频第4帧只产生了较小的阴影。原始ViBe算法由于保守更新法自身的缺陷,容易产生ghost现象以及引起死锁现象,因此导致ghost保留时间较长。文献[19]中的算法虽然可以抑制ghost,但是仍然包含大量噪声,故会影响检测结果,而本文算法利用帧差法作为参考帧,通过像素点的判定结果计算其二元指数分布模型,得出更新概率,极大地加快了ghost的消除,比如第35帧,传统的ViBe算法和文献[17]中算法的ghost几乎没有变化,而本文改进的ViBe算法已经极大地

消除了 ghost。在视频序列第 50 帧, ViBe 算法的右侧 ghost 区域仍然没有多少变化而且出现了明显的目标缺少(人物身体出现空洞)现象, 文献[17]中算法的 ghost 才开始减小, 而本文算法就已经几乎完全将 ghost 消除。文献[19]中算法在第 100 帧还出现了明显的多检。总体而言, 本文算法在 50 帧左右就能基本消除伪前景, 而且检测过程中并未出现目标残缺和多检, 而 ViBe 算法需要 100 帧以上才能将鬼影去除, 所以本文算法的更新策略对于抑制 ghost 是十分有效的。

为了能更精确地比较上述算法的性能, 采用文献[21]中的方法作为定量评价指标, 即通过真阳性(TP)、真阴性(TN)、假阳性(FP)、假阴性(FN)等度量指标计算召回率(Re)、特异性(Sp)、假阳性率(FPR)、假阴性率(FNR)、错误分类百分比(PWC)、精密度(Pre)等指标。这些指标表达式分别为

$$R_e = \frac{p_{TP}}{p_{TP} + p_{FN}}, \quad (18)$$

$$S_p = \frac{p_{TN}}{p_{TN} + p_{FP}}, \quad (19)$$

$$R_{FP} = \frac{p_{FP}}{p_{FP} + p_{TN}}, \quad (20)$$

$$R_{FN} = \frac{p_{FN}}{p_{FN} + p_{TP}}, \quad (21)$$

$$P_{re} = \frac{p_{TP}}{p_{TP} + p_{FP}}, \quad (22)$$

$$P_{WC} = \frac{p_{FP} + p_{FN}}{p_{TP} + p_{TN} + p_{FP} + p_{FN}} \times 100\%, \quad (23)$$

式中: p_{TP} 和 p_{TN} 是正确分类的前景数和背景数, 而 p_{FP} 和 p_{FN} 是错误分类的前景数和背景数; R_e 是正确检测前景像素的比率, S_p 是正确检测背景像素的比率, R_{FP} 和 R_{FN} 分别是错误检测前景和背景的比率, 一般来说, R_e 和 S_p 越高而 R_{FP} 和 R_{FN} 越低, 表明性能越好; P_{re} 是正确分类的前景占总前景的比重, P_{WC} 是每一帧中每一个像素被错误分类的概率, 数值越低, 说明像素分类的正确率越高。

表 3 给出算法性能指标。与其他算法相比, 本文算法的 S_p 分别提高了 1.67%、1.49% 和 1.27%; FNR 分别减少了 85.38%、80% 和 82.52%; Pre 分别提高了 21.56%、9.65% 和 6.73%; PWC 分别减少了 48.35%、35.84% 和 27.81%。另外还记录了上述 4 种算法平均每个帧的处理时间。在其他的 2 种改进算法中, 文献[19]中算法的处理时间最长, 因为它建立背景模型时花费了大量的时间, 文献[17]中算法的处理时间最短, 尽管本文的算法平均每帧的处理时间稍长于文献[17]的算法, 但是它仍然可以满足实时性的要求。

表 3 算法性能指标

Table 3 Performance indicators of algorithms

Algorithm	Re	Sp	FPR	FNR	Pre	PWC	Time /ms
ViBe algorithm	0.6921	0.9821	0.0171	0.3168	0.7356	4.1250	22.5
Algorithm in Ref. [17]	0.7835	0.9838	0.0125	0.2161	0.8155	3.3205	24.3
Algorithm in Ref. [19]	0.7698	0.9860	0.0143	0.2504	0.8378	2.9512	50.7
Our algorithm	0.7799	0.9985	0.0025	0.2308	0.8942	2.1305	30.4

4.4 鲁棒性分析

为了更充分验证提出算法的有效性, 采用 ChangeDetection 公共数据集中不同的测试序列 (park, pedestrians, office, highway, traffic) 对本文的算法进行测试, 分别针对红外视频、室外强光、室内灯光、非运动目标干扰、相机抖动的情况进行实验, 将其与背景差分法中的经典算法 (GMM, codebook, GMG, ViBe) 进行结果对比。其中数据集中 park 视频序列是用红外相机拍摄的, 其余均是用彩色相机拍摄所得。上述所有视频序列帧速均为 30 frame/s, 实验结果如图 5 所示。

从图 5 中可以分析出, 当光照分布不均时, GMM 算法无法完整地检测出 office 序列中的目标;

highway 序列由于有风, 背景一直有微小的变动, GMM 算法出现了明显的漏检。光照强度改变、非运动目标的干扰以及摄像机抖动均影响了 CodeBook 算法的检测结果, 可以看出 pedestrians 序列和 office 序列中, CodeBook 算法都将背景误判为前景目标; 由于摄像机抖动, CodeBook 算法将 traffic 序列中树叶投射在公路上的阴影被判定为前景目标; 在 highway 序列中, CodeBook 算法检测出了不存在的虚假汽车。而 GMG 算法在这 5 种情况下均受到了干扰, 尤其是对于光照强度的变化, 从 office 序列中可以看出, GMG 算法不适用于检测光照变化突然的环境, 在这种环境中其无法检测出完整的目标。而且 GMG 算法利用贝叶斯分类将前 120 帧

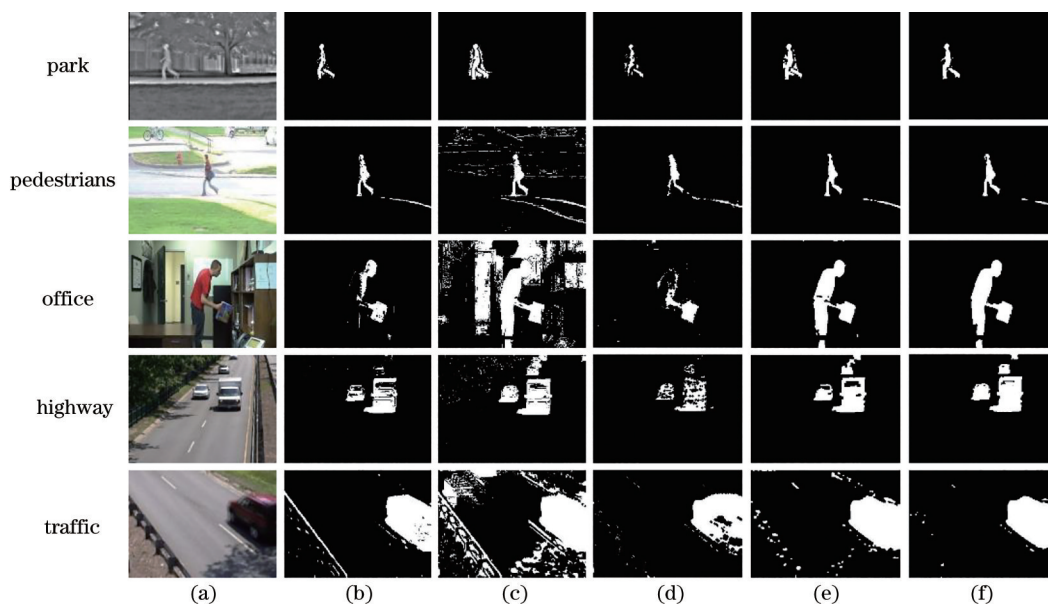


图 5 五种算法的鲁棒性对比。(a)视频集;(b) GMM算法;(c) CodeBook算法;(d) GMG算法;(e) Vibe算法;(f)本文算法
 Fig. 5 Robustness comparison of five algorithms. (a) Input image; (b) GMM; (c) CodeBook; (d) GMG; (e) ViBe algorithm; (f) our algorithm

中的像素点进行划分,用于模拟静态背景并建模,故 120 帧后才开始前景检测。ViBe 算法虽然能较好地检测出目标,但是由于采用随机选取相邻像素填充模型样本的初始化策略,且红外图像邻域像素值较为接近,故 park 序列的检测结果包含较多的噪声。此外光照变化、背景动态变化、摄像机抖动也对 ViBe 有一定的影响,如:pedestrian 序列没有检测出人物的脸以及 office 序列人物身体上的空洞;highway 序列出现明显的鬼影,traffic 序列由于摄像机抖动,公路被误判为前景。对比而言,本文算法能较好地适应

红外图像序列、光照变化以及背景动态变化,检测结果中几乎不包含噪声,此外,在一定程度上,能很好地抑制对摄像机的抖动,得到较为准确的结果。

最后选取 ChangeDetection 公开数据集提供的算法性能统计代码,分别对数据集 park、highway、office、pedestrians、traffic 共 7019 帧 (park 600 帧、highway 1700 帧、office 2050 帧、pedestrians 1099 帧、traffic 1570 帧) 图像得到的 Re、Sp、FPR、FNR、Pre、PWC 数据进行分析,并计算出平均值,具体每一个算法的详细性能指标如表 4 所示。

表 4 算法性能指标

Table 4 Performance indicators of algorithms

Algorithm	Re	Sp	FPR	FNR	Pre	PWC	Time /ms
GMM	0.6895	0.9188	0.0115	0.5989	0.7089	3.7190	55.7
CodeBook	0.7486	0.6832	0.1466	0.3241	0.6203	5.3245	68.1
GMG	0.4521	0.5647	0.0953	0.4487	0.5473	5.6913	50.3
ViBe	0.7089	0.7671	0.0185	0.1395	0.7020	3.1670	24.6
Our algorithm	0.7366	0.9674	0.0121	0.1711	0.8256	2.6656	29.3

由表 4 可知,虽然 GMG 算法的多项指标数据很不理想,但其处理时间比 GMM 和 CodeBook 算法更快,而 GMM 的 FPR 最低且 Pre 较高,这说明其能够正确地检测出前景像素点,并且处理时间稍大于 GMG 算法,但是 GMM 的 FNR 最高,这说明其容易将背景像素点误检,导致运动区域缺检。CodeBook 算法的 Re 和 FPR 都是最高的,这主要是因为其逐像

素地建立时间序列模型,使大部分背景点被误划分到前景区域中。ViBe 算法的处理时间是最优的,但前景目标留下的鬼影导致其 Pre 较低,而本文算法在 Re 和 Pre 上都高于原始算法,这表明本文所提的算法不仅能较完整地检测出前景目标,而且检测结果也较为准确,在 FNR 和 FPR 上均低于原始 ViBe 算法,由此进一步说明改进 ViBe 算法具有较高的准确性。

5 结 论

针对 ViBe 算法在初始帧含有运动目标时容易产生鬼影及死锁的问题,对其背景模型初始化和背景更新策略这两个方面进行了优化改进,在初始化背景模型的过程中扩大了邻域的选择范围,有效地避免了同一像素的重复选取,并引入相似程度函数来选择颜色相同且空间距离位置相近的像素点来填充背景样本集,并且采用动态阈值进行前背景分割。在背景模型更新过程中,利用帧差法的优点将帧差法的判定结果与 ViBe 的判定结果相结合,通过二元指数分布模型获取区域的更新概率,很大程度上提高了背景模型的精度。对静态背景下的数据集中进行实验,结果显示,与其他改进算法相比,本文算法不管是在定性还是定量分析下均显示了更好的性能,不仅能够快速消除鬼影,对各种干扰也具有一定的鲁棒性,在保证实时性的条件下能检测出完整的运动目标。但是该方法仍然存在一些缺点,比如对于运动目标的阴影相对敏感,所以该算法仍有提升空间,今后的工作我们将进一步加强完善该算法。

参 考 文 献

- [1] Hua M, Li Y L, Lin R C. Adaptive threshold approach of moving object detection[J]. *Sensors & Transducers*, 2014, 178(8): 238-243.
- [2] Li T W, Tong G J, Li B Q, et al. Review on object detection and recognition in large field of view[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 120002.
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.
- [3] Meng L, Yang X. A survey of object tracking algorithms[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(7): 1244-1260.
孟球, 杨旭. 目标跟踪算法综述[J]. *自动化学报*, 2019, 45(7): 1244-1260.
- [4] Ma J J, Pan Q, Liang Y, et al. Object detection based on improved Grassberger entropy random forest classifier[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(7): 0704011.
马娟娟, 潘泉, 梁彦, 等. 基于改进 Grassberger 熵随机森林分类器的目标检测[J]. *中国激光*, 2019, 46(7): 0704011.
- [5] Guo Y C, Yang F F, Shi S. Moving object detection methods based on adaptive ViBe[J]. *Control Engineering of China*, 2019, 26(9): 1703-1711.
郭迎春, 杨飞飞, 师硕. 基于自适应的 ViBe 运动目标检测方法[J]. *控制工程*, 2019, 26(9): 1703-1711.
- [6] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. W4S: a real-time system for detecting and tracking people in 2 1/2D[M]//Burkhardt H, Neumann B. *Computer vision-ECCV'98. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 1998, 1406: 877-892.
- [7] Stauffer C, Grimson E. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 747-757.
- [8] Godbehere A B, Matsukawa A, Goldberg K. Visual tracking of human visitors under variable-lighting conditions for a responsive audio art installation[C]//2012 American Control Conference (ACC), June 27-29, 2012, Montreal, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2012: 4305-4312.
- [9] Zhu B, Tian L F, Du Q L, et al. An improved background modeling algorithm based on the codebook model[C]//2017 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), May 28-30, 2017, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2017: 3998-4003.
- [10] 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.
- [11] Liu Z H, Huang J, Liu W Q, et al. Prospect detection based on improved visual background extraction algorithm[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2020, 41(4): 758-762.
刘志豪, 黄俊, 刘武启, 等. 基于改进视觉背景提取算法的前景检测[J]. *小型微型计算机系统*, 2020, 41(4): 758-762.
- [12] Wang T, Wang W, Cui Y H, et al. Improved ViBe algorithm based on color layout descriptor[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(3): 812-818.
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.
- [13] Cheng K Y, Hui K F, Zhan Y Z, et al. A novel improved ViBe algorithm to accelerate the ghost suppression[C]//2016 12nd International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD), August 13-15, 2016, Changsha, China. New York: IEEE Press, 2016: 1692-1698.
- [14] 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), May 28-30, 2016, Yinchuan, China. New York: IEEE Press, 2016: 119-123.
- [15] Zhang Y J, Zhao X G, Tan M. Motion detection based on improved Sobel and ViBe algorithm[C]//2016 35th Chinese Control Conference (CCC), July 27-29, 2016, Chengdu, China. New York: IEEE Press, 2016: 4143-4148.
- [16] Liu S Y. An improved ViBe moving object detection algorithm based on spatial-temporal gradient of image [C]//2016 International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), December 23-25, 2016, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2016: 192-197.
- [17] Huang W, Liu L, Yue C, et al. The moving target detection algorithm based on the improved visual background extraction[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 71: 518-525.
- [18] Fang L, Yu F Q. Moving object detection algorithm based on removed ghost and shadow visual background extractor[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 131002.
- 方岚, 于凤芹. 去除鬼影及阴影的视觉背景提取运动目标检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 131002.
- [19] Qi Y, Cao R. Improved visual background extractor ViBe algorithm for detecting objects[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(23): 203-207.
- 齐悦, 曹锐. 改进视觉背景提取 ViBe 算法的目标检测[J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(23): 203-207.
- [20] Cui J, Hu C Q, Xu H D. Multi-beam forward looking sonar moving target detection based on frame difference method[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(2): 169-176.
- 崔杰, 胡长青, 徐海东. 基于帧差法的多波束前视声呐运动目标检测[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(2): 169-176.
- [21] Goyette N, Jodoin P M, Porikli F, et al. Changedetection.net: a new change detection benchmark dataset[C]//2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 1-8.