

文章编号: 1672-6987(2019)04-0113-06; DOI: 10.16351/j.1672-6987.2019.04.015

一种基于改进混合高斯模型的运动目标检测算法

朱善良^a, 王浩宇^a, 高鑫^a, 赵玉^b, 谢秋玲^c, 周伟峰^a, 杨树国^{a*}

(青岛科技大学 a. 数理学院; b. 经济与管理学院; c. 财务处, 山东 青岛 266061)

摘要: 针对运动目标检测中 ViBe 算法的鬼影、阴影和噪声干扰问题, 本研究提出一种融入改进混合高斯模型(GMM)的 ViBe 算法。该算法改进混合高斯模型的自适应性, 使混合高斯模型的 K 值与学习率对背景进行自适应调节; 对视频帧进行训练, 构造“虚拟”背景代替第一帧图像进行背景建模, 算法能够有效地提取背景建模初始化的视频运动目标, 从而消除鬼影现象。该算法用像素分类法提取前景目标, 经形态学处理得到完整的运动目标。实验结果表明: 与几种运动目标检测算法相比, 本研究提出的算法不仅能够有效地抑制鬼影、阴影和噪声干扰, 而且该算法自适应性强、检测速度快、检测结果可靠。

关键词: 运动目标检测; ViBe 算法; 混合高斯模型; 形态学方法

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A

引用格式: 朱善良, 王浩宇, 高鑫, 等. 一种基于改进混合高斯模型的运动目标检测算法[J]. 青岛科技大学学报(自然科学版), 2019, 40(4): 113-118.

ZHU Shanliang, WANG Haoyu, GAO Xin, et al. A moving object detection algorithm based on improved gaussian mixture model[J]. Journal of Qingdao University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2019, 40(4): 113-118.

A Moving Object Detection Algorithm Based on Improved Gaussian Mixture Model

ZHU Shanliang^a, WANG Haoyu^a, GAO Xin^a, ZHAO Yu^b, XIE Qiuling^c, ZHOU Weifeng^a, YANG Shuguo^a

(a. College of Mathematics and Physics; b. College of Economics and Management; c. Finance Office, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: Aiming at the problems of ghost, shadow and noise interference of the Vibe algorithm in moving object detection, this paper presents a novel algorithm for moving object detection based on improved Gaussian mixture model (GMM) and the Vibe algorithm. The proposed algorithm improves the adaptability of the GMM, which makes the K value and learning rate of the GMM to adjust the background adaptively. The algorithm trains the video frames to construct a "virtual" background instead of the first frame image for background modeling. And the algorithm effectively extracts video moving objects of background initialization and the ghosting phenomenon is eliminated. Then the foreground object is extracted by pixel classification method, which obtains the complete moving object with morphological method. The experimental results show that, in comparison with some moving object detection algorithms, Our proposed algorithm not only can effectively eliminate the ghost image, shadow and noise, but also effectively works on a wide range of complex scenarios, faster de-

收稿日期: 2018-12-10

基金项目: 山东省高校科研计划项目(J18KA314); 青岛市源头创新计划项目(18-2-2-64-jch); 青岛科技大学大学生创新与创业训练计划项目(20180426202).

作者简介: 朱善良(1977—), 男, 副教授, 博士研究生. *通信联系人.

tection speed, and more reliable detection results.

Key words: moving object detection; ViBe algorithm; Gaussian mixture model; morphological method

随着多媒体通信技术的发展,视频监控技术得到广泛的应用,视频监控作为一种有效的安全手段已经广泛应用于各个领域。快速从海量监控视频序列中提取有效信息成为智能监控系统研究的热点和难点问题,运动目标检测是这一领域中的关键技术之一,其结果对目标跟踪和姿态识别的效果会产生非常关键的影响。目前比较典型的运动目标检测算法有背景差分法^[1]、光流法^[2]、帧差法^[3]等,其中帧差法原理最为简单,背景差分法运用的最为广泛,但正因为其原理的简单性,使得这两种算法极易受噪声影响,存在较为明显的缺陷;光流法的精度虽高但复杂度也高,常常难以实现。BARNICH 和 VAN^[4]提出了一种新颖的基于背景减除的目标检测算法—ViBe 算法。相比经典的目标提取算法,此算法具有对目标检测效率高、抗噪性强、正确率高、对硬件要求低等优点。但该算法在目标检测过程中易引入鬼影,并且不能够很好地抑制阴影以及噪声干扰。针对 ViBe 算法的不足,近年来,大批研究工作者对该算法进行改进,得到很多好的成果^[5-14]。LUO 等^[5]用融合帧间差分的 ViBe 算法实现了运动目标关键帧的提取,算法减少了视频数据的冗余信息。LI 等^[6]利用帧差法比较前景像素在当前帧与前一帧的差异来判别鬼影。ZHANG 等^[7]提出的压缩跟踪算法能够实时运行,在效率、精度和鲁棒性方面效果较好。张红瑞等^[8]提出一种融合混合高斯模型的 Vibe 算法,该 Vibe 算法在去除鬼影,消除阴影与噪声方面取得了良好的效果。陈亮等^[9]根据鬼影与背景之间的差异性对鬼影进行检测,抑制了鬼影的产生;胡昭华等^[10]对更新概率进行改进,加快鬼影的消除速率。李晓娟等^[11]通过分析前景的直方图和像素变化规律,判断运动目标的相似性以此来对运动目标和鬼影进行区分。李亚伟等^[12]针对交通监控视频,提出了一种 V-ViBe 算法的改进方案。该算法利用连续的图像序列代替单帧图像,构造出“虚拟”背景图像,改进了传统 ViBe 算法。以上研究成果主要是加快鬼影的消融速度,抑制噪声干扰,但没有从根本上抑制鬼影的产生。为了消除运动目标检测中的鬼影,SATUFFER 等^[15]将每个像素建模为高斯混合,并用自适应混合模型的高斯分布,确定最有可能由背景过程产生的像素。本研究对混合高斯

模型进行自适应性改进,提出一种融入改进的混合高斯模型的 ViBe 算法(G-Vibe)。该算法利用高斯分布的随机性原则对视频序列进行训练,得到基于概率分布的初始背景模型,利用基于动态阈值和动态更新概率的像素分类法对图像进行前景分割,最终得到前景目标。算法的仿真实验表明,G-Vibe 算法在抑制鬼影、阴影和噪声干扰以及算法性能方面具有良好效果。

1 ViBe 算法原理介绍

1.1 ViBe 的基本原理

ViBe 算法是基于单帧视频序列的机器识别算法,也是第一个将随机理论和邻域关联引入到视频识别的算法。主要由背景模型初始化、前景目标提取、背景模板更新 3 部分组成。

1.1.1 背景模型初始化

相对于其它传统算法,ViBe 算法首次将随机思想和邻域传播机制引入到背景模型的建立与更新中。

ViBe 算法本质上是一种像素分类算法,将图像分为前景目标和背景目标。利用视频序列中的第一帧初始化背景模型。图像中的每个像素点都有唯一的像素值,为充分利用像素点的位置信息,将中心像素点 $i(x, y)$ 以及周围的 N 个像素点 $[i_1(x, y), i_2(x, y), \dots, i_N(x, y)]$ 合成一个样本集 $M(x)$,用 $M(x)$ 代表该点的特征。

$$M(x) = \{i_n | i_1(x, y), i_2(x, y), \dots, i_N(x, y)\},$$

$$i_n = (i_n^R, i_n^G, i_n^B). \quad (1)$$

其中: i_n^R, i_n^G, i_n^B 为 R、G、B 三种通道。对于边缘像素点,应使用尽可能多的邻域构建样本集。为计算方便,取 $N=8$,即中心像素点 $i(x, y)$ 周围的 8 个邻域。

1.1.2 前景目标的提取

通过计算二维空间中像素的欧式距离来评价新像素点与该点样本集的相似度。定义一个以 $i_N(x, y)$ 为中心, R 为半径的 2-D 欧式空间 $S_R(i_N(x, y))$, 计算 $S_R(i_N(x, y))$ 与 $M(x)$ 交集的样本点个数: $\# \{S_R(i_N(x, y)) \cap M(x)\}$ 取定阈值 $\#_{\min} P$, 若 $\# P > \#_{\min} P$, 则该像素点为前景目标, 否则为背景。

1.1.3 背景更新策略

将像素点作为一个单位进行更新, 当 $i_n(x, y)$

被判定为前景目标时,该点的样本集无需更新;否则, $i_n(x,y)$ 需要更新对应的样本集。更新机制遵循无记忆背景更新策略,即每像素点均有 $\frac{1}{\varphi}$ 的概率从 $M(x)$ 中随机选取一个 $i_m(x,y)$ 用 $i(x,y)$ 代替。

1.2 传统 ViBe 算法存在的问题

ViBe 算法用第一帧进行背景建模,此做法虽使 ViBe 初始化的速度非常快,但当第一帧图像中含有运动目标时,系统会将其作为背景进行建模,从而引入鬼影,导致对运动目标的误判^[11]。本研究通过对视频序列进行训练,达到构建背景的目的。这样通过训练得到的背景模型适用性更加广泛,而且不包含前景目标。从而抑制了鬼影的产生。

2 基于 G-ViBe 算法的背景检测

2.1 G-ViBe 的基本原理

2.1.1 背景模型的建立

与传统 ViBe 算法相比,G-ViBe 算法基于概率随机原则对多帧视频序列进行背景建模。在 RGB 空间中,每个像素都是用该点的亮度来表示,视频序列中每帧图像中的第 i 个像素点 $x(i,t)$ 的概率均可用混合高斯分布来表示,具体为

$$p(X_{i,t}) = \sum_{k=1}^K \omega_{i,k,t} \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\sum_{i,k,t}|^{1/2}} \cdot \text{EXP}\left(-\frac{1}{2}(X_{i,t} - \mu_{i,k,t}) \sum_{i,k,t}^1 (X_{i,t} - \mu_{i,k,t})\right). \quad (2)$$

其中: K 表示高斯分布的个数, $\omega_{i,k,t}$, $\mu_{i,k,t}$, $\sum_{i,k,t}$ 分别表示为高斯分布的权值、均值以及协方差矩阵。

假设 RGB 空间中的 3 种颜色是相互独立的,则协方差可以表示为:

$$\sum_{i,k,t} = \sigma_{i,k,t}^2 I. \quad (3)$$

将 K 个高斯分布按照 $\frac{\omega_k}{\sigma_k}$ 的优先级进行降序排

列,挑选前 B 个高斯分布进行建模。 $\frac{\omega_k}{\sigma_k}$ 值越大,说明该像素点有较小的方差和较大的出现概率,即该像素点在前后帧之间的变化不大,故该像素点为背景的概率要大于该像素点为前景目标的概率。

$$B = \text{argmin}\left(\sum_{j=1}^b \omega_j > T\right). \quad (4)$$

其中: T 为给定的阈值, b 为最初高斯分布的个数。

2.1.2 模型参数的初始化

第一帧图像的每个像素对应的第一个高斯分布进行初始化,权值赋为 1,其他的高斯分布函数的均

值,权值和初始化取值 0。标准差在初始化时,根据 GMM 的迭代特性,为使 GMM 模型在相同迭代次数下的最终标准差更精确,本研究选择一个较大的标准差值,取标准差为 30。为使初始模型可以涵盖更多的高斯模型, K 个高斯成分的权值初始化采用平均分配的办法,即

$$\omega_{i,k,t} = \frac{1}{K}. \quad (5)$$

2.1.3 模型参数的更新

传统 GMM 算法的高斯模型个数是初始化时确定的,此做法当背景变化较大时模型的匹配程度会较低。本研究针对 GMM 自适应差的问题进行改进。

在传统 GMM 算法中,新像素点依次与每项高斯分布进行匹配,取第一次的成功匹配作匹配结果,但当新像素与多项 Gauss 模型分布成功匹配,第一项并不是最优匹配时,便会降低运算效果。本研究的改进算法中每一项高斯分布都将与新像素进行匹配,从中选取匹配的最优分布,将其作为结果,最优分布计算公式:

$$I = \text{arg min}_i \left\{ \frac{|X - \mu_i|}{\sigma_i} \right\}. \quad (6)$$

其中: X 为新像素值, μ_i , σ_i 为第 i 项均值和标准差,第 I 项分布为最优分布。若 $\frac{|X - \mu_i|}{\sigma_i} < T_\sigma$ 成立,则新像素与高斯模型 I 匹配成功;若 $\frac{|X - \mu_i|}{\sigma_i} < T_\sigma$ 不成立,则新像素不能与任何已有分布分配成功。 T_σ 为阈值,一般取 2.5~3。

新像素与第 I 项匹配成功后,其均值与权重的更新如下:

$$\mu_{1,t} = (1 - \eta_\mu) \cdot \mu_{1,t-1} + \eta_\mu \cdot X, \quad (7)$$

$$\sigma_{1,t}^2 = (1 - \eta_\sigma) \cdot \sigma_{1,t-1}^2 + \eta_\sigma \cdot (x - \mu_{1,t-1})^2, \quad (8)$$

$$\sum_{1,t} = (1 - \eta_\mu) \cdot \sum_{1,t-1} + \eta_\mu \cdot \text{diag}[(X_t - \mu_{1,t})^T (X_t - \mu_{1,t})]. \quad (9)$$

其中: η_μ 为均值学习率, η_σ 为方差学习率。传统 GMM 算法将二者设为同一固定值,实际上,均值与方差学习率是不同的,所以它们不是最优学习率。本研究将均值与方差学习率分别计算:

$$\eta_\mu = \begin{cases} \frac{1}{c_t}, & \frac{1}{c_t} > b, \\ b, & \text{其他情况。} \end{cases} \quad (10)$$

$$\eta_\sigma = \begin{cases} \frac{1}{c_t - 1}, & \frac{1}{c_t - 1} > b, \\ b, & \text{其他情况。} \end{cases} \quad (11)$$

其中: c_l 为第 l 项高斯分布已成功匹配的像素数目, b 为学习率常数, 通常取 $0.001 \sim 0.005$ 。

由于 RGB 空间定义的范围限制, 像素值低于 0 的区域只能取 0, 高于 255 的地方只能取 255。这会导致极亮或极暗的地方方差值等于或趋近于 0, 当高斯分布以 ω/σ 排序时, 标准差 $\sigma=0$ 的分布始终排在最前, 这不是理想结果。因此, 设置方差下限值为 σ_{\min} 。

$$\sigma_{j,t} = \begin{cases} \sigma_{j,t}, & \sigma_{j,t} > \sigma_{\min}, \\ \sigma_{\min}, & \text{其他情况。} \end{cases} \quad (12)$$

新像素与第 l 项分布成功匹配后, 其权重更新公式为:

$$\omega_{l,t} = \omega_{l,t-1} + \omega. \quad (13)$$

其中: ω 为学习率。

传统 GMM 算法中 ω 为固定值, 这会导致像素数目较低的时候权重的更新速度较慢。定义自适应更新率:

$$\omega = \begin{cases} \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K c_i, & \sigma_j(t) > \sigma_{\min}, \\ b, & \text{其他情况。} \end{cases} \quad (14)$$

为使 K 随环境变化而自动调节, GMM 中权重值低于 T_ω 的分布都将被删除, T_ω 为初始化权重。

2.2 前景目标的检测

2.2.1 样本集的建立和前景目标的分割

在分离前景目标时, 使用 ViBe 的像素分类法:

步骤 1: 选取 X 背景的任一像素点 (x, y) , 以及该像素点周围的 N 个像素点共同构成该点的样本集 $M(x, y)$ 。则像素点 $i(x, y)$ 对应的样本集为 $M_i(x, y) = \{i_1(x, y), i_2(x, y), \dots, i_n(x, y)\}$ 。

步骤 2: 用 2-D 空间中像素的欧式距离衡量像素点与该点样本集的相似程度。定义一以 $i(x, y)$ 为圆心, R 为半径的圆形区域 $S_R(i(x, y))$ 。计算像素点与样本集中每个元素的距离, 当距离小于 R 时, 认为增加一个近似样本点。最终记近似样本点总数为 $\#P$ 。当 $\#P$ 大于给定的阈值 $\#_{\min}P$, 认为该像素点为背景; 当小于给定的阈值时, 认为该像素点为前景目标。

2.2.2 样本集的更新

样本集需要不断更新以适应视频场景的不断变化, 本文采用较为保守的更新策略, 对于未匹配的像素, 其像素值将永远不会更新进入样本集。对于匹配成功的像素, 从无记忆更新、 D 空间邻域更新、时间重样等三方面对样本集进行更新。

2.3 基于动态阈值的背景更新

背景需不断的更新, 才能适应视频场景的变化。

考虑到现实中的视频大多为动态背景, 当 $\frac{1}{\delta(x, y)}$ 为固定值时, 模型会出现大量的误判点。故采用动态更新和动态阈值来处理该问题, 用背景样本集的标准差来度量该像素点的变化程度, 当背景中 $i(x, y)$ 像素点变化较为频繁时, 则对于该点的更新概率要相应的增大; 当变化不多时, 应适当的减少更新概率。阈值的改进同样如此, 对于变化频繁的像素点, 适当加大阈值; 反之, 适当减少阈值。经过这样处理, 模型就可以很好的处理动态背景问题。更新概率的动态规则如下:

$$\frac{1}{\delta(x, y)} = \begin{cases} \frac{1}{\delta(x, y)} + \sigma(x, y) \times \beta, & \delta(x, y) < \\ \sigma(x, y) \times \alpha, & \\ \frac{1}{\delta(x, y)} - \sigma(x, y) \times \beta, & \delta(x, y) > \\ \sigma(x, y) \times \alpha. & \end{cases} \quad (15)$$

对于阈值的更新函数类似上式, 不在赘述。

3 前景目标的形态学去噪

经过 G-Vibe 算法处理后, 得到的前景目标包含大量的噪声, 而且存在部分空洞。采用形态学方法去除二值图像中的白班和填充前景目标的空洞。基于形态学的理论, 进行开运算, 即先进行“腐蚀”操作, 消除孤立的白班以及前景目标边缘的毛刺; 然后进行“膨胀”操作, 填补前景目标的空洞, 使目标的边缘更加圆滑, 进一步增加还原度。

4 实验结果与分析

本研究算法测试硬件平台为 AMD A6, 4 GB, RAM, 软件开发环境为 Windows 7, Matlab 2016a。在实验过程中, 分别计算了样本值为 30 至 40 的算法处理时间, 结果表明, 样本值为 35 和 36 时算法处理时间有明显变化。考虑到算法运行效率, 选用 35 个样本值作为每个像素点的样本集, 距离阈值初始设定为 30, 背景模型的更新率初始值设定为 $\frac{1}{20}$, 选取的视频序列集为 2017 全国研究生数学建模竞赛 D 题视频资料^[16]。使用其中的视频序列完成了对 G-ViBe 算法的各项测试, 并与已知算法进行对比。

4.1 鬼影抑制效果分析

对于动态背景的分析,以商场电梯处视频为例

进行仿真验证。实验结果见图 1。

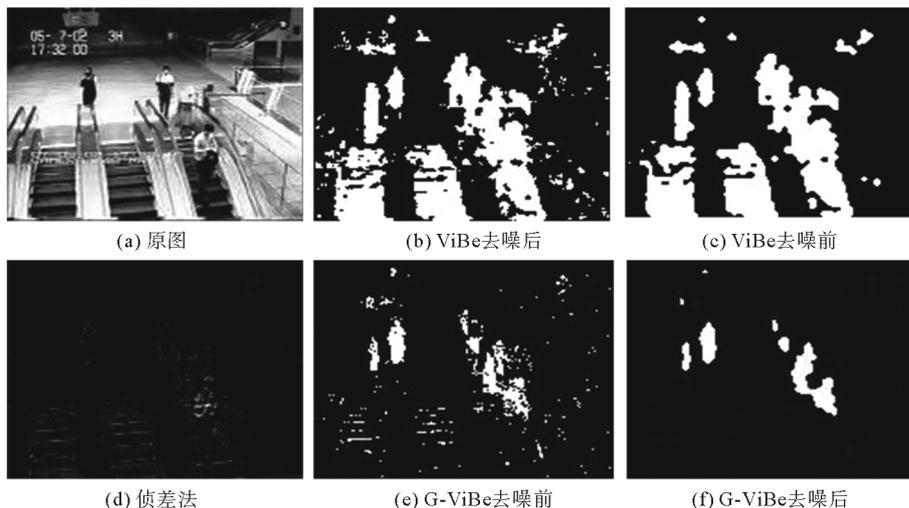


图 1 不同算法结果对比

Fig. 1 Comparison of the results of different algorithms

图 1 的实验结果表明,对于同一视频场景,ViBe 算法处理结果含大量误判点,受动态背景影响严重且存在较多鬼影;帧差法处理结果的前景目标含有大量空洞;G-ViBe 算法去噪前处理结果白斑更小,去噪后白斑消失,阴影消除,人形完整,处理效果较好。

4.2 算法性能分析

为进一步分析 G-ViBe 算法性能,本研究采用精确度(P)、召回率(R)、特异性(SP)、误检率(FPR)、漏检率(FNR)和误分析率(FWC)等指标^[12]对 Siltp、帧差法、ViBe、G-ViBe 等 4 种算法的性能进行对比分析,算法性能评价见表 1。

表 1 运动目标检测算法性能评价

Table 1 Evaluation of the performance of moving object detection algorithms

算法	精确度 P	召回率 R	特异性 SP	误检率 FPR	漏检率 FNR	误分析率 FWC
SILTP	0.714 5	0.652 5	0.935 2	0.016 4	0.018 4	3.332 0
帧差法	0.736 7	0.665 4	0.936 2	0.009 4	0.016 8	2.973 4
ViBe	0.803 4	0.693 3	0.954 8	0.007 7	0.010 4	2.180 9
G-ViBe	0.856 9	0.722 3	0.987 5	0.006 5	0.009 6	2.053 9

表 1 中各指标的结果表明,G-ViBe 算法的精确度 P,召回率 R 明显高于 SILTP,帧差法,ViBe 算法,误检率 FPR 也明显低于其他几个典型算法,故本文提出的 G-ViBe 算法检测准确度较高。

4.3 算法时间复杂度分析

为验证本研究 G-Vibe 算法的运算效率,保证在现实中的实时性。用 3 种算法对不同的两组视频进行多次运算,然后统计 3 种算法处理每帧图像所用的平均时间,具体结果见表 2。

表 2 中各算法的运行时间表明,与几种典型算法相比 G-ViBe 算法稍慢,但没有显著差异,考虑到

该算法在消除鬼影、抑制阴影和噪声方面效果显著,故本研究的 G-ViBe 算法时间复杂度可接受。

表 2 运动目标检测算法时间复杂度

Table 2 Time complexity of moving object detection algorithms

算法	多前景目标视频 运行时间/s	单前景目标视频 运行时间/s
SILTP	0.044 34	0.044 58
帧差法	0.049 69	0.051 09
ViBe	0.017 87	0.018 54
G-ViBe	0.078 51	0.075 96

5 结 语

对混合高斯模型进行自适应性改进,提出一种融入改进的混合高斯模型的 ViBe 算法,该算法利用连续多帧视频序列训练混合高斯模型,得到基于概率分布的初始背景模型,利用基于动态阈值和动态更新概率的像素分类法对图像进行前景分割,最终获得前景目标。在此基础上,利用形态学理论对前景目标处理,使之更加完善。仿真实验表明,G-ViBe 算法消除鬼影、抑制阴影和噪声干扰效果较为明显,算法性能明显优于几种典型算法,计算效率无显著差异。对于智能监控系统背景下的运动目标检测问题,重叠运动目标的检测、移动摄像头的去抖动及算法性能提升将是进一步研究课题。

参 考 文 献

- [1] CHIU C, KU M, LIANG L, et al. A robust object segmentation system using a probability-based background extraction algorithm[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(4): 518-528.
- [2] 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. IEEE, 2012:1-8.
- [3] 张玲, 陈丽敏, 何伟, 等. 基于视频的改进帧差法在车流量检测中的应用[J]. 重庆大学学报, 2004, 27(5): 31-33.
ZHANG Ling, CHEN Limin, HE Wei, et al. Application of an improved frame-difference method based on video in traffic flow measurement[J]. Journal of Chongqing University, 2004, 27(5): 31-33.
- [4] BARNICH O, VAN D M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [5] LUO Yuan, ZHOU Hanxing, TAN Qin, et al. Key frame extraction of surveillance video based on moving object detection and image similarity[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2018, 28(2): 225-231.
- [6] LI Yongqiang, CHEN Wanzhong, JIANG Rui. The integration adjacent frame difference of improved ViBe for foreground object detection[C]// International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. 2011: 1-4.
- [7] ZHANG Kaihua, ZHANG Lei, et al. Real-time compressive tracking[C]// Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision-Volume Part III. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012: 864-877.
- [8] 张红瑞, 马永杰. 融合混合高斯模型的改进的 Vibe 算法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2017, 47(3): 361-366.
ZHANG Hongrui, MA Yongjie. An improved Vibe algorithm based on Gaussian mixture model[J]. Journal of Northwest University(Natural Science Edition), 2017, 47(3): 361-366.
- [9] 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.
CHEN Liang, CHEN Xiaozhu, FAN Zhentao. Ghost suppression algorithm based on ViBe[J]. Journal of China University of Metrology, 2013, 24(4): 425-429.
- [10] 胡昭华, 张维新, 王珏, 等. 基于改进 ViBe 的运动目标检测算法[J]. 电子技术应用, 2017, 43(4): 129-132.
HU Zhaohua, ZHANG Weixin, WANG Jue, et al. Moving object detection algorithm based on improved ViBe[J]. Computer Technology and Its Applications, 2017, 43(4): 129-132.
- [11] 李晓娟, 李佳田, 何育枫. 目标相似性度量的鬼影抑制方法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3): 926-928.
LI Xiaojuan, LI Jiatian, HE Yufeng. Method of ghost suppression based on similarity measure[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(3): 926-928.
- [12] 李亚伟, 曹凯, 王杰, 等. 一种改进的 ViBe 鬼影抑制算法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2017, 42(2): 712-719.
LI Yawei, CAO Kai, WANG Jie, et al. An improved algorithm for ghost suppression based on ViBe [J]. Journal of Guangxi University(Natural Science Edition), 2017, 42(2): 712-719.
- [13] 陈亮, 陈晓竹, 胡正东. 用于鬼影抑制的区域检测算法[J]. 中国计量学院学报, 2015, 26(1): 15-122.
CHEN Liang, CHEN Xiaozhu, HU Zhengdong. Region detection algorithm for ghost suppression[J]. Journal of China University of Metrology, 2015, 26(1): 15-122.
- [14] 闫硕, 陈科山. 基于双背景模型的鬼影抑制方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(5): 162-165.
YAN Shuo, CHEN Keshan. Ghosting suppression method based on dual background model[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(5): 162-165.
- [15] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]// IEEE, Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999: 246-252.
- [16] 2017 年全国研究生数学建模竞赛题目(加密文件)[EB/OL]. (2017-09-15) [2018-03-20]. <http://www.shumo.com/home/html/3535.html>.
Topics of the National Post-Graduate Mathematical Contest in Modeling 2017 (Encrypted Files) [EB/OL]. (2017-09-15) [2018-03-20]. <http://www.shumo.com/home/html/3535.html>.

(责任编辑 姜丰辉)