

基于改进视觉背景提取算法的运动目标检测

陈从平¹, 江高勇¹, 张 力¹, 凌 阳², 郁春明¹, 闫焕章¹, 张 屹¹

(1. 常州大学 机械与轨道交通学院, 江苏 常州 213164;

2. 常州大学 材料科学与工程学院, 江苏 常州 213164)

摘要: 针对经典视觉背景提取算法因初始帧存在运动目标易产生鬼影以及对扰动背景适应性差的问题, 提出一种改进 ViBe 算法; 利用改进三帧差分法和最小外接矩形定位初始帧运动目标, 并通过局部初始化的方法进行鬼影抑制; 在背景模型初始化阶段, 定义灰度相似函数从时域和空域信息中中等比例选取像素点建立背景模型, 增强背景模型的鲁棒性; 在前景检测检测阶段, 通过平均差法衡量样本集合的离散度, 构建自适应分割阈值代替原有的固定分割阈值以适应背景扰动; 实验表明, 改进算法可以有效抑制鬼影产生并且提高算法在扰动背景下的适应性和检测准确度。

关键词: 运动目标检测; ViBe 算法; 帧差法; 鬼影; 自适应阈值

Motion Object Detection Based on Improved Visual Background Extraction Algorithm

CHEN Congping¹, JIANG Gaoyong¹, ZHANG Li¹, LING Yang², YU Chunming¹,
YAN Huanzhang¹, ZHANG Yi¹

(1. School of Mechanical and Rail Transportation Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. School of Materials Science & Engineering Changzhou University, Changzhou 213164, China)

Abstract: Aiming at the problem that the classical visual background extraction (ViBe) algorithm is prone to ghost image due to the presence of moving object in the initial frame and poor adaptability of dynamic background, an improved ViBe algorithm is proposed. Using the improved three-frame difference method and minimum circumscribed rectangle, the initial frame moving target is located, and the ghost image is suppressed by the method of local initialization; In the initial stage of the background model, a grayscale similarity function is defined to select the pixels in a moderate proportion from the temporal and spatial information and establish the background model to enhance the robustness of the background model; In the foreground detection stage, the average difference method is used to measure the dispersion of the sample set, and an adaptive segmentation threshold is constructed to replace the original fixed segmentation threshold and adapt to the background disturbance. Experiments show that the improved algorithm can effectively suppress the ghost and improve the performance in the disturbance adaptability and detection accuracy.

Keywords: moving target detection; frame difference; ViBe algorithm; ghost; adaptive threshold

0 引言

运动目标检测是实现计算机视觉对动态目标进行锁定跟踪与分类识别的关键, 已广泛应用于如行人跟踪, 车辆追踪, 自动驾驶等目标处于运动状态的视觉检测场合, 并随着计算机和信息技术的发展正不断扩展应用领域。

现有的目标检测方法主要有: 光流法^[1-3]、帧差法^[4-6]、背景差分法^[7-9]等, 其中光流法利用背景帧的所有像素点建立速度矢量场, 当图像中存在运动目标时, 由于运动目标的速度矢量和背景点速度矢量不同, 两者会产生相对运动, 造成矢量场的动态变化, 此时通过定位矢量场中的突变位置来完

成目标检测, 但该方法计算量大, 难以实现实时和有效检测。帧差法利用相邻帧图像存在运动目标时会有明显变化来实现目标检测, 通过将相邻帧图像对应像素差分来获得前景目标, 该类方法检测效果不完整且内部有孔洞。背景差分法通过建立背景模型, 将当前帧图像与背景模型进行比对, 通过设定相关阈值, 进而可以有效地提取出运动目标。

常用的背景差分法主要有 GMM^[10]、Codebook 模型^[11]和 ViBe^[12]算法 (visual background extraction algorithm), GMM 利用多个带有权重的高斯密度函数在时域上构建背景模型, 通过判定某像素点是否符合该时域的正态分布来判

收稿日期: 2022-09-07; 修回日期: 2022-09-14。

基金项目: 江苏省产业前瞻与关键核心技术一碳达峰碳中和科技创新专项资金项目 (BE2022044); 国家自然科学基金 (51875053)。

作者简介: 陈从平 (1976-), 男, 湖北荆州人, 博士研究生, 教授, 博士生导师, 主要从事机器视觉、3D 打印方向的研究。

张 屹 (1976-), 男, 甘肃兰州人, 博士研究生, 教授, 博士生导师, 主要从事机电系统现代设计方法、机电传动与控制系统设计方向的研究。

通讯作者: 江高勇 (1996-), 男, 江苏宿迁人, 硕士研究生, 主要从事机器视觉方向的研究。

引用格式: 陈从平, 江高勇, 张 力, 等. 基于改进视觉背景提取算法的运动目标检测[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(12): 105-111.

别前景点和背景点，但是其计算量会随时间增大，影响检测速度。Codebook 模型通过逐个为像素建立码本集和进行目标检测，但背景扰动下检测准确度较低。ViBe 算法利用首帧图像快速建立背景模型，将保守更新策略与前景点计数结合进行背景更新，与 GMM 和 Codebook 相比逻辑简单，计算量小，运算速度快，对背景扰动有一定适应性，但仍存在一些缺点：1) 当初始帧存在运动目标时，检测过程中会产生鬼影；2) 背景初始化时从中心像素点的 8 邻域内选取 20 个像素点会导致重复选取；3) 当存在背景扰动时，固定分割阈值会导致检测准确率低。针对这些问题，CHEN 等人^[13]提出检测出鬼影后重复初始化鬼影区域，以加速鬼影消失。JIN^[14]和 ZHANG^[15]利用 ViBe 算法检测出前景区域，再通过改进边缘检测算法提取运动目标边缘信息，最后将前景区域与运动目标边缘信息结合以获得更准确的前景目标。涂伟强等人^[16]采用前 n 帧图像的平均像素值初始化背景模型来抑制鬼影，并根据最大类间方差计算分割阈值以完成前景检测。刘志豪等人^[17]利用多帧初始化背景模型来消除鬼影，通过衡量背景扰动程度构建自适应分类阈值来完成前景检测。刘家军等人^[18]通过选择颜色和空间位置相近的点建立背景模型，并利用迭代法确定自适应分割阈值，最后通过帧差法和二元指数分布结合来确定背景模型的更新概率。Huang 等人^[19]利用奇数帧图像中的像素点建立背景模型，在背景更新过程中加入 Time of map 机制来抑制鬼影。方岚等人^[20]通过像素直方图相似度匹配判别鬼影，将检测出的鬼影区域替换为背景来实现鬼影抑制。崔鹏翔等人^[21]提出利用欧式距离和 Tanimoto 系数结合，通过计算前景目标区域和邻域背景区域像素灰度直方图的相似度来检测鬼影，通过将鬼影区域设置为背景区域来实现消除鬼影。

本文提出一种改进 ViBe 算法，利用改进三帧差分法定位初始帧中的运动目标，并用最大外接矩形框选目标区域，再通过局部初始化去除初始帧中的运动目标，在抑制鬼影的同时避免了重复初始化，减少了消除鬼影的时间。利用灰度相似函数和时空相似性结合，从初始五帧中按照灰度相似性等比例选取 20 个像素点建立背景模型，避免了样本点重复选取的同时增加了背景模型的鲁棒性。利用平均差法衡量样本点集合的离散程度，构建自适应分割阈值代替原有的固定分割阈值，增加了算法对背景扰动的适应性。通过使用公共数据集 CDnet2014 中的视频序列进行实验对比，本文算法的总体表现优于传统 ViBe 算法以及其他算法。

1 ViBe 算法原理

ViBe 算法是一种像素级视频背景建模方法，该算法采用随机策略从中心像素点的 8 邻域内选取 20 个像素点建立背景模型，将输入像素点与背景模型中的样本点进行距离判定和阈值比较来完成前景检测，ViBe 运动目标检测方法主要分为背景模型初始化、前景检测、背景更新三个阶段。

1.1 背景模型初始化

利用首帧图像初始化背景模型，初始化背景模型的过程

就是选取像素点放入样本点集合的过程。样本点选取过程如图 1 所示，设图 1 (a) 为视频序列中首帧图像，图 1 (b) 表示从首帧图像中某中心像素点 x 的 8 邻域内随机选取 N 个样本点，图 1 (c) 表示利用随机选取的 N 个样本点建立像素点 x 的样本点集合 $P(x, y)$ ，当首帧所有像素点的样本点集合选取完成后就完成了背景模型的初始化。

$$P(x, y) = \{p_1(x, y), p_2(x, y) \dots p_N(x, y)\} \quad (1)$$

其中： $P_i(x, y) (i = 1, \dots, N)$ 表示样本点， N 为 $P(x, y)$ 中样本点数量。

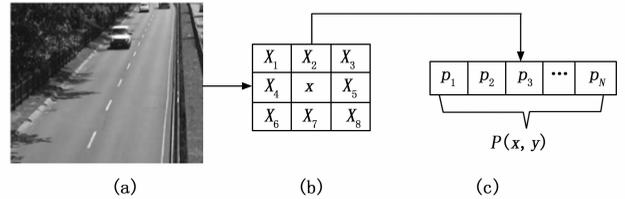


图 1 ViBe 背景模型

1.2 前景检测

前景检测是将新输入像素点与背景模型中的样本点进行距离判定和阈值比较，从而判断该像素点是否为前景点。如图 2 所示，某一输入像素点 v 的像素值为 $v(x, y)$ ，计算该像素点与其背景模型中样本点的欧式距离，统计新输入像素点 v 与背景模型中样本点欧式距离小于匹配半径 R 的个数，即以 $v(x, y)$ 为圆心， R 为匹配半径的欧式距离圆范围内样本点个数，若个数大于 n_{min} ，则认为新输入像素点 v 与首帧图像中对应位置像素点相似性较高，将其判定为背景点，若个数小于 n_{min} ，则认为新输入像素点 v 与首帧图像中对应位置像素点相似性较低，将其判定为前景点，公式表达为：

$$v = \begin{cases} BG, & \text{if } n \geq n_{min} \\ FG, & \text{if } n < n_{min} \end{cases} \quad (2)$$

其中： BG 为背景点， FG 为前景点， $S_R[v(x, y)]$ 是以 $v(x, y)$ 为圆心， R 为半径的圆， n_{min} 为样本点匹配阈值。

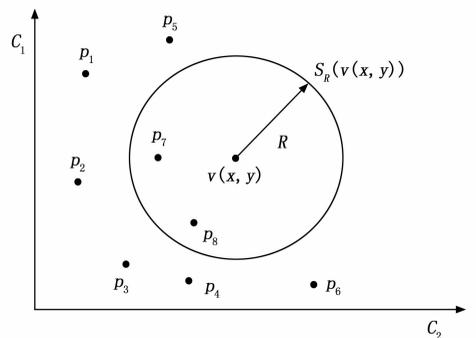


图 2 前景检测示意图

1.3 背景模型更新

背景模型更新策略分为保守更新策略和盲目更新策略，保守更新策略是只有背景点才能更新背景模型。该策略能够准确检测运动目标，但是当初始帧存在运动目标时，会将运动目标当作背景点放入背景模型中，在后续目标检测

时会产生鬼影。盲目更新策略为前景点和背景点都会更新背景模型, 对死锁不敏感。但是当运动目标速度缓慢时, 检测准确度会降低。

ViBe 算法将保守更新策略与前景点计数相结合, 前景点计数就是对像素点进行统计, 当某一像素点连续 K 次被判定为前景时, 则会强制判定该像素点为背景点, 并用来更新背景模型。所以在 ViBe 算法检测过程中, 若某像素点被判定为背景点或连续 k 次被判定为前景点, 将有 $1/\varphi$ 的概率更新与之对应的背景模型中的样本值及其邻域像素点的样本值, φ 为更新因子。

2 改进的 ViBe 算法

ViBe 算法利用首帧图像初始化背景模型, 虽然减少了建立背景模型的时间, 但是当首帧存在运动目标时会产生鬼影, 而且利用首帧图像各像素点 8 邻域内随机选取 20 个样本点的策略, 会导致样本点重复选取和样本点信息单一, 导致像素点误分类和背景模型鲁棒性不强, 另外当背景存在扰动情况时, 固定分割阈值适应性差, 会将部分背景点误检为前景点, 导致检测准确度低, 针对以上问题, 本文提出一种改进方法, 其流程如图 3 所示。

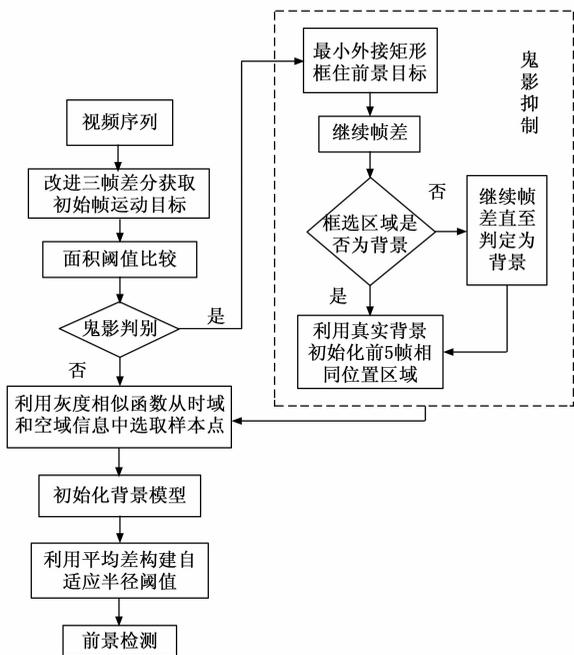


图 3 改进算法流程图

2.1 鬼影定位与抑制

ViBe 算法用首帧图像初始化背景模型, 如果首帧存在运动目标, 建立背景模型时会将运动目标归为背景点, 放入到背景模型中, 在前景检测时, 当首帧图像中的运动目标移动后, 先前运动目标所在区域会显示真实背景, 而真实背景会被检测为前景目标, 此时就产生了鬼影。消除鬼影需要判断初始帧中是否有运动目标并消除运动目标, 为此本文提出改进三帧差分对初始帧进行目标检测, 若得到的二值图像连通域大于 S_{min} , 则认为会在后续目标检测中

产生鬼影, 并利用最小外接矩形定位鬼影区域, 最后通过局部初始化进行鬼影抑制。

改进三帧差分示意图如 4 所示, 从视频第一帧开始, 对连续三帧 $k-1, k, k+1$ 图像进行差分运算, 将差分结果进行 OTSU 阈值分割, 从而得到当前帧的前景目标, 对得到的前景目标进行中值滤波操作, 以去除前景目标中的细小干扰点, 接着进行膨胀运算, 使前景目标更完整, 最终获得 2 个前景目标 dif_1 和 dif_2 , 再将 dif_1 和 dif_2 分别与 k 帧的边缘提取结果进行与运算, 得到的两个结果再进行或运算, 以获得边缘信息较为完整的前景目标 dif_3 , 去除 dif_3 中面积小于 S_1 的前景斑点区域, 填充面积小于 S_2 的前景孔洞区域得到 dif_4 , 即初始帧中的运动目标。

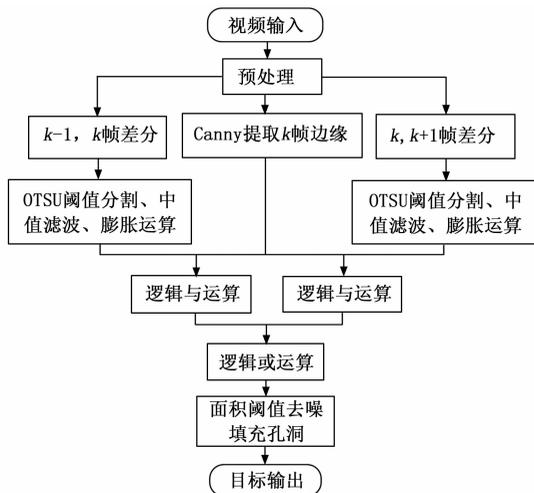


图 4 改进三帧差分流程图

在得到初始帧中的目标 dif_4 后需要进行鬼影判断、鬼影定位和鬼影抑制, 鬼影判断通过设置面积阈值 S_{min} 实现, 若初始帧中的运动目标区域 dif_4 的连通分量面积大于 S_{min} , 则认为 dif_4 区域会在前景检测阶段产生鬼影; 鬼影定位通过最小外接矩形实现, 用最小外接矩形框选住 dif_4 区域, 以包含整个前景目标区域, 至此可以定位鬼影区域, 设为 P_g ; 鬼影抑制通过局部初始化最小外接矩形内部区域实现, 设 P_d 为后续帧差结果中与 P_g 对应区域, 当 P_d 在帧差结果中被判定为背景时, 说明 P_d 区域是真实背景, 此时停止帧差, 并利用真实背景 P_d 区域初始化前 M 帧中与 P_g 对应区域, 这样就将前 M 帧中的运动目标区域替换成了真实背景, 从而消除了初始帧中运动目标, 达到鬼影抑制的效果, 并为后续背景模型初始化做准备。

2.2 背景模型初始化

ViBe 算法通过从中心像素点的 8 邻域内随机选取 20 个像素点构建背景模型, 此方法会引起像素点重复选取, 像素点选取过于集中也容易导致像素点误分类, 而且背景模型缺少时域信息, 当背景中存在扰动情况时建立的背景模型鲁棒性不强。针对这些问题, 本文从样本点选取方式和选取范围上做出改进, 样本点选取方式方面, 由原来的随机选取策略改为利用灰度相似函数选取样本点, 这样在增

加样本点和中心像素点相似度的同时避免样本点的单一和重复, 样本点选取范围方面, 从空域和时域信息中选取样本点, 空域上将采样范围由原来的 8 邻域扩大为 24 邻域, 时域上由原来的首帧选取样本点改为从完成鬼影抑制后的初始 M 帧中选取, 使背景模型具备时域信息, 增加了背景模型的鲁棒性, 具体选取步骤如下:

定义灰度相似函数, 将 24 邻域内像素点的灰度值与中心像素点的灰度值做差, 得到差值后取绝对值, 即:

$$G(a,b) = |I(a) - I(b)| \quad (3)$$

其中: a 为中心像素点, b 为邻域中的某一像素点, $I(a)$ 、 $I(b)$ 为两点灰度值。

建立样本点子集, 对于任一像素点 x , 第 i 帧处的像素值为 $p^i(x,y)$, 利用 $G(a,b)$ 从像素点 x 当前帧的 24 邻域内选取 $G(a,b)$ 值最小的 n 个像素点构成当前帧的样本点子集, 表示为:

$$P^i(x,y) = \{p_1^i(x,y), p_2^i(x,y), p_3^i(x,y), \dots, p_n^i(x,y)\} \quad (4)$$

i 为图像帧序号, n 为当前帧样本点选取数量。

初始 M 帧选取完成后, 可以得到 $M \times n$ 个样本点建立背景模型, 当初始 M 帧所有像素点对应的背景模型构建好后, 就完成了背景模型初始化。

确定初始 M 帧的值和每帧选取样本点数量 n 的值也是初始化背景模型的关键步骤, 初始帧 M 取值过大会影响初始化背景模型速度, 降低算法的实时性, 若 M 取值过小, 则降低了背景模型中时域信息的丰富性和背景模型的鲁棒性。为确定选取初始帧数与选取每帧样本点数的最佳方案, 选用存在背景扰动的 CDnet2014 公共数据集中 overpass 视频序列做实验分析, 比较以下 5 种方案的 F-measure 值, 该值越大, 代表算法综合性更好, 5 种方案分别为: 3 帧 (每帧选取 7 个样本点)、4 帧 (每帧选取 5 个样本点)、5 帧 (每帧选取 4 个样本点)、6 帧 (每帧选取 4 个样本点)、7 帧 (每帧选取 3 个样本点)。5 种方案的 F-measure 值如图 5 所示, 5 帧 (每帧选取 4 个样本点) 方案的 F-measure 值最大, 最终确定利用初始 5 帧初始化背景模型, 每帧选取 $n = 4$ 个样本点, 共 $N = 20$ 个样本点建立背景模型。

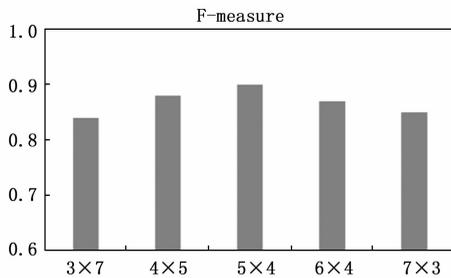


图 5 方案选取 F-measure 对比

2.3 前景检测

ViBe 算法使用全局固定分割阈值 R 对像素点进行前景点和背景点的判定, 可较好地适用于静态背景, 然而当背

景存在扰动情况时, 固定分割阈值不能够适应背景中扰动变化, 导致检测准确度降低。为此本文提出一种基于平均差的自适应分割阈值机制, 基本思想是通过平均差衡量样本点集合的离散度, 构建自适应分割阈值, 即当背景区域存在较大扰动时适当提高分割阈值, 背景区域趋于稳定时维持原有的分割阈值, 平均差定义为:

$$MD(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^N |v_i(x,y) - \mu(x,y)|}{N} \quad (5)$$

式中, $v_i(x,y)$ 表示样本点集合中的样本点像素值, $\mu(x,y)$ 表示样本点集合的像素平均值, $\mu(x,y)$ 表达式为:

$$\mu(x,y) = \frac{v_1(x,y) + v_2(x,y) + \dots + v_N(x,y)}{N} \quad (6)$$

即计算样本点集合中各样本点像素值与样本点像素平均值差分值的平均值, 当 $MD(x,y)$ 值较大时, 说明样本点集合离散度高, 背景存在扰动情况, 应适当增大分割阈值, 当 $MD(x,y)$ 值较小时, 说明样本点集合离散度低, 背景区域稳定, 分割阈值维持原来大小即可, 自适应分割阈值表达式为 $R(x,y)$ 为:

$$R(x,y) = \begin{cases} R \times (1 + \alpha) & \text{if } MD(x,y) \times \delta > R \\ R & \text{if } MD(x,y) \times \delta \leq R \end{cases} \quad (7)$$

式中, α 为自适应参数, δ 为尺度因子, 固定分割阈值与自适应分割阈值在扰动背景下对比如图 6 所示, 如图 6 (a) 所示, 当采用固定分割阈值 R 时, 待测像素点 $v(x,y)$ 欧式距离圆内, 只有一个样本点, 小于样本匹配阈值 $n_{\min} = 2$, 则像素点 $v(x,y)$ 判定为前景点, 如图 6 (b) 所示, 采用自适应分割阈值 $R(x,y)$ 增大匹配半径后, 待测像素点 $v(x,y)$ 欧式距离圆内, 有两个样本点, 大于等于样本匹配阈值 $n_{\min} = 2$, 则像素点 $v(x,y)$ 判定为背景点, 因此在背景存在扰动情况时采用自适应分割阈值可以提高检测准确度。

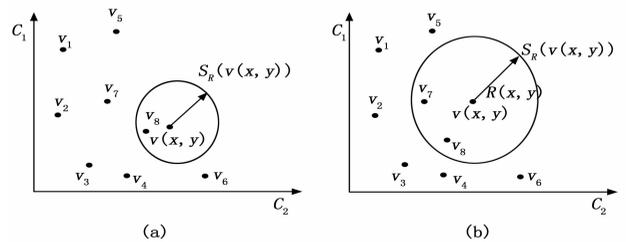


图 6 背景扰动情况下固定分割阈值和自适应分割阈值对比图

3 实验和结果分析

本文所用软硬件条件为: 操作系统选用 Windows10 操作系统, 主机信息为: (Intel (R) Core (TM) i9-9000K, 32G 内存), 在 VS2017 编译环境下编译程序, 并运用 OpenCV。实验中的部分阈值取自经验阈值, 部分阈值取自原 ViBe 算法, 分割阈值 R 取 20, 样本点数目 N 取 20, 样本匹配阈值 n_{\min} 取 2, 自适应更新阈值 α 取 0.05, 尺度因子取 6。

3.1 鬼影消除实验分析

为了验证本文改进算法对鬼影抑制的有效性, 选取 CD-

net2014 公共数据集中 highway 视频序列进行鬼影抑制试验, 将原始 ViBe 算法检测效果和本文抑制鬼影后的检测效果做对比, 实验对比如图 7 所示。

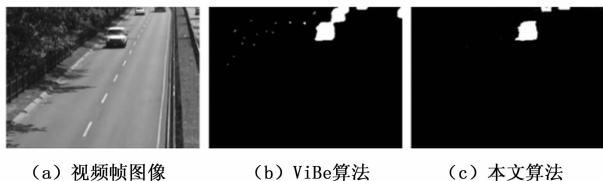


图 7 鬼影消除实验对比图

图 7 (a) 为 highway 视频序列第 60 帧图像, 图 7 (b) 为传统 ViBe 算法检测效果, 图 7 (c) 为本文改进 ViBe 算法检测效果, 如图 7 (b) 所示, 由于初始帧存在运动目标, 可以看出检测结果中有明显的鬼影产生, 如图 7 (c) 所示, 在采用改进三帧差分定位鬼影并局部初始化后, 消除了初始帧的运动目标, 从而抑制鬼影产生, 鬼影消除有明显的效果。

3.2 背景模型鲁棒性实验分析

为了验证本文改进算法对增强背景模型鲁棒性的有效性, 选取 CDnet2014 公共数据集中 overpass 视频序列进行背景模型鲁棒性试验, 将原始 ViBe 算法检测效果和采用本文方法建立的背景模型后的检测效果做对比, 实验对比如图 8 所示。

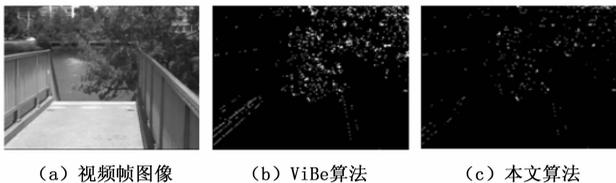


图 8 背景模型鲁棒性实验对比图

图 8 (a) 为 overpass 视频序列图像, 背景中的树叶处于轻微晃动状态, 图 8 (b) 为传统 ViBe 算法检测结果, 可以看出晃动的树叶被检测为前景, 图 8 (c) 为本文改进算法检测效果, 由于建立背景模型时加入了时域信息, 利用灰度相似函数从初始 5 帧中选取像素点建立背景模型, 增加了背景模型中样本点信息的丰富性, 从而使背景模型具有较好的鲁棒性。

3.3 背景扰动实验分析

为了验证本文改进算法对背景扰动的适应性, 选取 CD-net2014 公共数据集中 overpass 视频序列进行背景扰动适应性试验, 通过将原始 ViBe 算法和本文改进算法做对比, 实验对比如图 9 所示。

图 9 (a) 为 overpass 视频序列第 1 300 帧图像, 图 9 (b) 为传统 ViBe 算法检测效果, 图 9 (c) 为本文改进 ViBe 算法检测效果。如图 9 (a) 所示, 并且由于风的因素, 背景中的树叶处于轻微晃动状态, 如图 9 (b) 所示, 传统 ViBe 算法的检测结果背景中的树叶被判定为前景, 因为传统 ViBe 算法的背景模型的建立方法和固定半径阈值的匹配

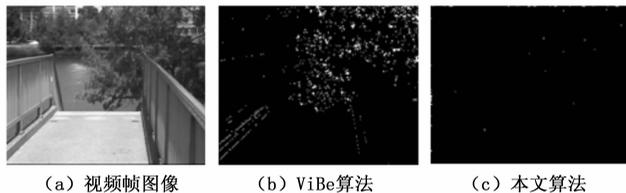


图 9 背景扰动实验对比图

方法对动态背景适应性差, 当背景存在扰动时固定分割阈值会导致检测准确度降低。如图 9 (c) 所示, 背景中晃动的树叶大部分被正确判定为背景, 由此可得, 当背景存在扰动情况时, 利用平均差法构建自适应分割阈值对背景扰动适应好, 可以有效提高检测准确度。

3.4 算法综合表现实验与分析

为对比本文算法与原始 ViBe 算法在去除鬼影、对背景扰动适应性方面的性能表现, 本文选用的指标有真阳性 (TP)、真阴性 (TN)、假阳性 (FP)、假阴性 (FN)、准确率 (Precision)、召回比 (Recall)、F 度量 (F-measure)、漏检率 (FNR), 如式 (8) ~ (11) 所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$F-measure = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

$$FNR = \frac{FN}{FN + TP} \quad (11)$$

式中, TP 为正确分类的前景数, TN 为正确分类的背景数, FP 为错误分类的前景数, FN 为错误分类的背景数, Precision 是正确分类的前景占总前景的比重, Recall 是正确检测前景像素的比率, F-measure 为综合评价指标。

为了检验本文算法在不同场景下的有效性, 采用 CD-net2014 公共数据集中具有代表性的视频序列, highway 视频序列、overpass 视频序列、canoe 视频序列总计 3 个实验样本, 其中 highway 视频序列选取存在运动目标的视频帧作为初始帧, overpass 视频序列存在树枝树叶轻微晃动的背景, canoe 视频序列存在湖面水纹波动的背景扰动情况。试验选用 GMM 算法、ViBe 算法以及本文算法进行实验对比, 比较三种算法在消除鬼影和对背景扰动的适应性上的表现, 实验结果如图 10 所示。

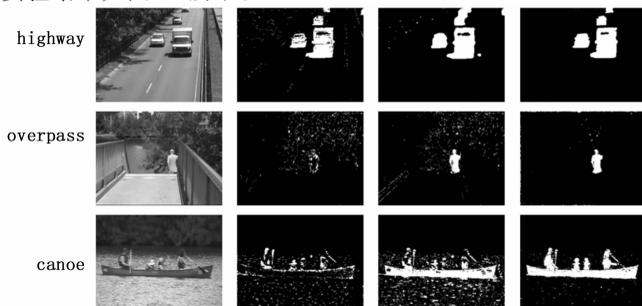


图 10 改进算法与其他算法对比

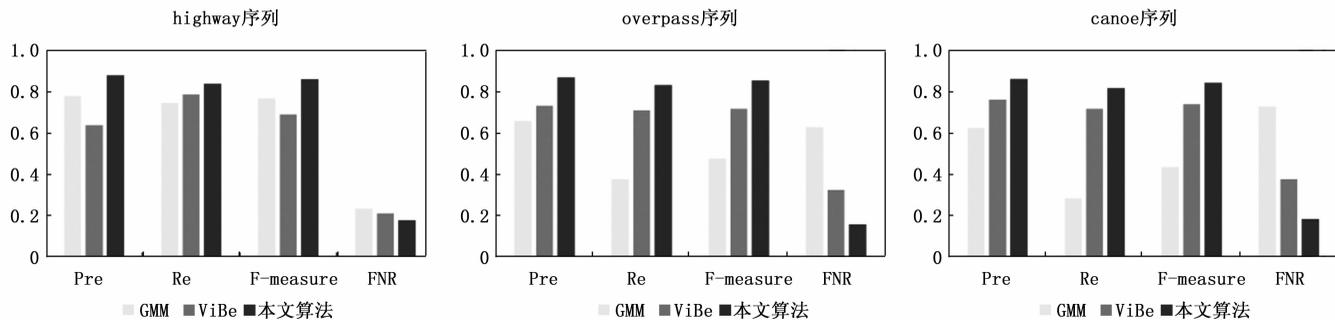


图 11 不同视频序列下各算法性能指标对比

highway 视频序列由于初始帧存在运动目标，传统 ViBe 算法利用初始帧建立背景模型，会将初始帧的运动目标放入背景模型中，导致前景检测阶段真实背景被检测为鬼影，GMM 由于采用个相互独立的高斯分布来表征某一像素点的像素特征值，虽然没有产生鬼影，但是检测结果有大量空洞且存在大量干扰信息；本文采用改进三帧差分 and 最小外接矩形定位初始帧运动目标，通过局部初始化最小外接矩形区域图像，从而消除初始帧运动目标，达到抑制鬼影产生的目的，且抑制效果明显。overpass 视频序列背景区域存在轻微晃动的树叶，canoe 视频序列存在湖面水纹波动，GMM 和传统 ViBe 算法对于背景扰动适应性较差，检测结果中将背景区域的扰动信息误检成前景，而本文将灰度相似性与时域和空域信息相结合，从初始五帧中等比例选取 20 个样本点建立背景模型，使背景模型中的样本点具有空域和时域信息的同时与中心像素点有较高的相似度，提高了背景模型的鲁棒性。其次，通过平均差法衡量背景模型离散程度并构建自适应分割阈值，提高了算法对背景扰动的适应性，因此当背景存扰动情况时，本文算法可以很好的适应背景扰动，从而提高检测的准确度。

同时，利用上文评价指标计算 3 种算法在 3 组不同视频序列条件下的指标值，以柱状图的形式进行直观对比，结果如图 11 所示，可以发现由于 ViBe 算法无法处理初始帧存在运动目标留下的鬼影，导致其在 highway 视频序列条件下准确率上明显不如另外两种算法，GMM 算法的漏检率在三个视频序列条件下都高于算法，说明其容易将运动目标漏检，运动目标检测不完整，空洞较多。本文改进算法在不同视频序列条件下的准确率、召回率和 F 度量三项指标都明显高于传统 ViBe 算法，这表明本文算法不仅能完整检测出运动目标，并且结果较为准确。

最后，利用上文评价指标计算 3 种算法在 3 组视频序列条件下的指标平均值，结果如表 1 所示，可以发现与 GMM 和传统 ViBe 算法相比，本文算法在 highway、overpass、

表 1 各算法不同场景评价指标平均值

算法	Pre	Re	F-measure	FNR
GMM	0.683	0.467	0.557	0.528
ViBe	0.706	0.734	0.712	0.305
本文算法	0.864	0.824	0.847	0.174

canoe，3 个视频序列条件下，准确率分别平均提高了 26.5% 和 22.3%，并且 3 个视频序列的检测均速在 25frames/s 左右，基本满足实时检测的要求。

4 结束语

本文针对传统 ViBe 算法在目标检测过程中易产生鬼影的问题，利用改进三帧差分法定位初始帧的运动目标，并用最小外接矩形框住目标区域，最后通过局部初始化消除初始帧的运动目标，有效避免了鬼影的产生。在背景模型初始化阶段，利用灰度相似函数从初始五帧等比例选取像素点建立背景模型，避免了样本点重复选取的同时提高了背景模型的鲁棒性。在前景检测检测阶段，通过平均差法衡量样本集合的离散度，构建自适应分割阈值代替原有的固定分割阈值，增强了对背景扰动的适应性，实验证明，本文算法可以有效消除鬼影并且提高在背景扰动情况下的检测准确度，有较好的实用性。由于本文在背景更新阶段没有做进一步改进，故在后期研究中可以通过构建自适应的更新因子来进一步提高目标检测的准确率和适应性。

参考文献：

- [1] SUN D Q, ROTH S, BLACK M J. A quantitative analysis of current practices in optical flow estimation and the principles behind them [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 106 (2): 115-137.
- [2] 肖 军, 朱世鹏, 黄 杭, 等. 基于光流法的运动目标检测与跟踪算法 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2016, 37 (6): 770-774.
- [3] 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.
- [4] 朱焱雷, 姚 杰, 王 乐, 等. 交通运输环境下的运动车辆检测 [J]. 软件, 2022, 43 (4): 44-47, 56.
- [5] 杨 旗, 程 鹏. 一种融合改进帧间差的 vibe 算法 [J]. 信息技术与信息化, 2020 (9): 68-70.
- [6] MEIER T, NGAN K N. Video segmentation for content-based coding [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1999, 9 (8): 1190-1203.
- [7] CHEN Y Q, SUN Z L, LAM K M. An effective subpixel-based approach for background subtraction [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67 (1): 601-609.

- [8] ZHAO C Q, SAIN A, QU Y, et al. Background subtraction based on integration of alternative cues in freely moving camera [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 29 (7): 1933-1945.
- [9] LE M Y, ANGELINI E D, OLIVO-MARIN J C. An unbiased risk estimator for image denoising in the presence of mixed Poisson-Gaussian noise [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23 (6): 2750-2750.
- [10] GODBEHERE A B, MATSUKAWA A, GOLDBERG K. Visual tracking of human visitors under variable-lighting conditions for a responsive audio art installation [C] //Proc. of American Control Conference, 2012: 4305-4312.
- [11] GUO J M, LIU Y F, HSIA C H, et al. Hierarchical method for foreground detection using codebook model [J]. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21 (6): 804-815.
- [12] OLIVIER B, MARC D. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20 (6): 1709-1724.
- [13] CHEN K, HUI K, ZHAN Y, et al. A novel improved ViBe algorithm to accelerate the ghosts suppression [C] //13th Fuzzy Systems and Knowledge Discovery IEEE, Shanghai, 2016: 1692-1698.
- [14] JIN D, ZHU S, SUN X, et al. Fusing Canny operator with vibe algorithm for target detection [C] //Chinese Control & Decision Conference, Yinchuan, 2016: 119-123.
- [15] ZHANG Y, ZHAO X, TAN M. Motion detection based on improved Sobel and ViBe algorithm [C] //Chinese Control Conference, Chengdu, 2016: 4143-4148.
- [16] 涂伟强, 李炎炎, 龙伟, 等. 采取阶段性改进的全新 ViBe 目标检测算法 [J]. *四川大学学报 (自然科学版)*, 2021, 58 (3): 67-72.
- [17] 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.
- [18] 刘家军, 林皓琨. 基于 ViBe 算法的自适应阈值运动目标检测方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59 (2): 144-153.
- [19] 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 (2): 518-525.
- [20] 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): 71-78.
- [21] 崔鹏翔, 于凤芹. 消除鬼影及阴影的改进 ViBe 运动目标检测算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57 (16): 90-98.
- [22] 陈鑫, 肖明清, 孙曜, 等. 基于改进麻雀搜索算法与支持向量机的光纤陀螺故障诊断 [J]. *空军工程大学学报 (自然科学版)*, 2021, 22 (3): 33-40.
- [23] 欧郁强, 彭志荣, 李瑞德. 基于 GIS 的光缆运维管理系统的设计与实现 [J]. *计算机与数字工程*, 2017, 45 (10): 1960-1964.
- [24] 刘林, 祁兵, 李彬, 等. 面向电力物联网新业务的电力通信网需求及发展趋势 [J]. *电网技术*, 2020, 44 (8): 3114-3128.
- [25] 田毅, 段志国, 闫震. 电力通信网络业务质量特征的数据流智能调度 [J]. *计算机测量与控制*, 2020, 28 (6): 148-152.
- [26] 王子, 朱朋勇. 电力系统故障监测数据远程通信信道优化 [J]. *智能计算机与应用*, 2017, 7 (6): 25-27.
- [27] 李彬, 张洁, 陈宋宋, 等. 基于复杂网络的电力通信网扩容保护策略 [J]. *电网技术*, 2018, 42 (6): 1974-1980.
- [28] 李明江. 基于支持向量机的光纤网络故障数据自动分类技术 [J]. *激光杂志*, 2019, 40 (9): 107-111.
- [29] 张华. 基于机器学习的光纤故障大数据分类算法研究 [J]. *安阳工学院学报*, 2019, 18 (6): 52-55, 107.
- [30] 陈晓娟, 王山岭, 窦增. 双模式电力光纤线路状态监测系统 [J]. *光通信技术*, 2019, 43 (1): 24-27.
- [31] 付浩. 双模式城区电力光纤线路在线检测系统 [D]. 长春理工大学, 2019.
- [32] 李鑫蕾. 基于 GIS 的电力光纤线路故障精确定位方法的研究 [D]. 长春: 长春理工大学, 2019.
- [33] ZHONG C T, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 251: 109215.

（上接第 104 页）

- [3] 蒋燕, 王新, 陈妍, 等. 一种适用于电力通信网络的智能光缆运维管理系统 [J]. *电工技术*, 2020 (24): 132-134.
- [4] 黄思婕, 陈昶, 张月, 等. 电力信息通信中通信运行方式管理系统的应用 [J]. *中国新通信*, 2020, 22 (22): 38-39.
- [5] 陈梦. 通信网络运维发展趋势与集中网络管理的应用探讨 [J]. *中国管理信息化*, 2019, 22 (22): 170-171.
- [6] 张凯, 原军, 药炜. 基于通信网络状态感知的电力交换光网络一体化运维平台 [J]. *自动化技术与应用*, 2022, 41 (7): 65-67.
- [7] 张源, 张凯, 原军, 等. 基于光纤芯远程交换技术的电力光网全流程智能运维评估 [J]. *电气自动化*, 2021, 43 (5): 101-104.
- [8] 孙昌艳. 机载网络中高精度 OTDR 系统设计 [D]. 电子科技大学, 2019.
- [9] 陈诚, 肖逸, 李爱东, 等. 基于 RBF 神经网络的 OTDR 小波分析算法 [J]. *光通信技术*, 2017, 41 (2): 21-24.
- [10] 陈晓娟, 郑筱好, 王圣达, 等. 基于 SSA-ELM 的光缆故障模式识别方法 [J]. *激光杂志*, 2022, 43 (5): 49-53.
- [11] ZHANG D, LI W, WU X M et al. Application of simulated annealing genetic algorithm optimized back propagation (BP) neural network in fault diagnosis [J]. *International Journal of Modeling Simulation & Scientific Computing*, 2019, 10 (4): 46-49.
- [12] 张静. 电力光纤故障检测及抢修最优路径方法研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2013.
- [13] 李伟. 结合小波变换与 GIS 地图的电力通信光缆故障定位及管理系统 [D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
- [14] 于艳波. 基于小波变换的光缆故障定位系统设计 [D]. 西安: 长安大学, 2016.