

基于超像素信息反馈的视觉背景提取算法

陈海永, 鄢丽忠, 杨德东, 刘 坤*, 李练兵

河北工业大学控制科学与工程学院, 天津 300130

摘要 针对经典视觉背景提取算法长时间存在鬼影、动态背景导致的高频噪声以及背景模型误更新等问题, 提出一种改进的视觉背景提取算法。该算法将原始图像分割为若干个超像素区域, 在超像素分割区域, 对视觉背景提取算法检测结果进行像素点再分类, 在目标检测的初始阶段实现鬼影信息的准确检测, 并更新鬼影区域像素点的背景模型, 从根本上解决了全局范围内鬼影检测的难题。根据运动目标的超像素对前景目标内的空洞进行快速纠正, 实现前景目标的小范围填补, 同时完成对背景超像素内高频噪声的检测和滤波, 并增强检测结果的稳健性。利用数据集进行的测试实验结果表明, 与传统算法相比较, 该算法的精确率和识别率等指标均显著提高。

关键词 机器视觉; 运动目标检测; 视觉背景提取; 鬼影消除; 超像素; 图像分割

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0715001

Visual Background Extraction Algorithm Based on Superpixel Information Feedback

Chen Haiyong, Qie Lizhong, Yang Dedong, Liu Kun, Li Lianbing

School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Abstract To solve the problems about the ghost, high frequency noises from dynamic background and background model update error, an improved visual background extraction algorithm is proposed. The original image is accurately segmented into several regions by employing the superpixel model. The superpixels of true moving object from visual background extraction results are reclassified. And the ghost region is accurately identified, which can immediately detect and feedback ghost information to refresh its background model. Thus, the key problem about ghost region detection in global scale is resolved. According to the superpixel segmentation results, the small noise objects are discarded and the holes filling strategies are added to enhance robustness of the proposed algorithm. Experimental results show that the precision and recognition rate are remarkably improved by employing standard datasets.

Key words machine vision; moving object detection; visual background extraction; ghost removal; superpixel; image segmentation

OCIS codes 150.1135; 040.1880; 100.4145

1 引 言

运动目标检测是计算机视觉领域中的一个重要研究方向,也是现代智能监控系统中的核心技术之一^[1]。目前常用的运动目标检测方法包括光流法^[2]、帧间差分法^[3]和背景建模法^[4]三大类。其中,光流法通过像素点的运动矢量得到其运动状态,适用于运动的摄像机,但该算法计算量大,对硬件配置要求高,导致实时性欠缺,进而制约其更广泛的应用^[5];帧间差分法通过比较前后两帧的变化差异来获取运动目标,需要根据应用场景设置变化的阈值,当面对快速运动目标时,目标体内会出现空洞进而失去完整性;背景建模法是将当前帧与预先建立的背景模型进行比较,通过与该背景模型的差异来检测运动目标,其对背景模型的建立以及更

收稿日期: 2017-01-20; **收到修改稿日期:** 2017-03-02

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61403119)、河北省自然科学基金青年基金(F2014202166)、天津市科技特派员项目(15JCTPJC55500)、天津市智能机器人重大专项(14ZCDZGX00803)

作者简介: 陈海永(1980—),男,博士,副教授,主要从事机器人视觉、机器人控制等方面的研究。

E-mail: haiyong.chen@hebut.edu.cn

* **通信联系人.** E-mail: liukun03@mails.thu.edu.cn

新的实时性要求较高^[6]。

常用的背景建模法有混合高斯模型^[7] (GMM)、码本(CodeBook)算法^[8]和视觉背景提取(ViBe)算法^[9]等。其中,GMM依据像素在时间域分布构造背景模型,是一种基于统计的背景建模方法,能够适应光线等缓慢变化和多种模态场景,是研究运动目标检测问题最有效的方法之一^[10];CodeBook算法采用压缩样本提取背景模型,容易受无规则运动的前景小目标噪声的影响;Barnich等^[9]提出了ViBe算法,该算法采用第一帧图像建立背景模型,依据背景模型对像素点进行分类,采用随机概率更新每一个像素点的背景模型。算法逻辑简洁、计算量小、处理速度快,且对硬件的要求相对不高。但是,经典的ViBe算法的建模方式容易产生鬼影,甚至出现黑影^[11-12],无法适应动态背景的变化,背景模型更新时采用的空间邻域扩散机制容易导致误更新。该问题的关键在于鬼影信息、动态背景虚假目标信息不能得到正确的识别与反馈,进一步导致背景模型的误更新。

针对以上缺点,提出一种基于超像素信息反馈的视觉背景提取算法。该方法充分利用图像的超像素分割结果对真实目标边缘信息的保留以及不同超像素之间的差异^[13],通过ViBe检测结果与超像素建立映射关系,识别真正的运动目标,孤立虚假的目标并对其进行反馈消除,最终得到更加精准的检测结果。

本文结合超像素分割算法对ViBe算法进行如下改进:1)增加了鬼影检测的反馈环节,对输入图像进行超像素分割,利用超像素与ViBe检测得到的前景目标进行位置与完整性匹配,准确检测鬼影;2)将动态背景合成一个或多个超像素,舍弃位于同一超像素内部的高频前景小目标噪声;3)对定位在同一超像素内部的真实运动目标中的空洞进行合理填补。改进后的算法能快速消除鬼影,去除动态背景导致的高频小目标干扰,解决背景误更新的负面影响,降低算法的虚警率,提高准确率。

2 算法描述

2.1 Graph-Based 超像素分割

Felzenszwalb等^[14]采用最小生成树思想提出了基于图论的Graph-Based分割方法。该算法的核心思想是:使得分割后的图像中同一区域的像素点尽可能相似^[15]。 V 定义为无向图中所有节点的集合, S 定义为将图像分割后不同区域块的集合,每一个小区域 $C \in S$ 为 $G'=(V, E')$ 的一个连通子图, E' 为 E 的非空子集。

子集 $C \subseteq V$ 的内部差异为该区域内最小生成树 $MST(C, E)$ 上的最大权值,即

$$\text{int}(C) = \max_{e \in MST(C, E)} w(e). \quad (1)$$

两个子集 $C_1, C_2 \subseteq V$ 的区域间差异是连接这两个部分之间最小权值边,可表示为

$$\text{dif}(C_1, C_2) = \min_{v_i \in C_1, v_j \in C_2, (v_i v_j) \in E} w[(v_i, v_j)]. \quad (2)$$

如果两个区域 $\text{dif}(C_1, C_2)$ 大于 C_1, C_2 中至少一个的内部差异 $\text{int}(C_1)$ 或 $\text{int}(C_2)$,说明这两个区域不能合并,可表示为

$$D(C_1, C_2) = \begin{cases} \text{true}, & \text{if } \text{dif}(C_1, C_2) > \text{MInt}(C_1, C_2), \\ \text{false}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

$$\text{MInt}(C_1, C_2) = \min[\text{int}(C_1) + \tau(C_1), \text{int}(C_2) + \tau(C_2)], \quad (4)$$

式中 $\text{MInt}(C_1, C_2)$ 表示 C_1, C_2 内部差异的最小值, $\tau(C) = k/|C|$, k 为可调常数, $|C|$ 为 C 的区域大小。 $\tau(C)$ 通过其中的 k 来调节 C_1, C_2 之间的差异度。算法中有三个参数需要根据不同的应用场景确定, \min 函数用于控制生成的最小超像素的大小。

2.2 经典 ViBe 算法

ViBe算法由Barnich等^[9]首次提出,以快速性、准确性得到了广泛认可,在实际应用中也逐渐凸显独有的优势。该算法引入聚类思想,包含三个核心步骤,即背景模型的创建、前景检测和背景模型更新。

ViBe算法的优势在于前景检测中对像素点的分类方法简单、高效。其将二维(2D)图像空间中像素点之间的欧氏距离作为分类依据,记 $S_R[v(x)]$ 为以点 $v(x)$ 为圆心,以 R 为半径的欧氏空间,如图1所示,如果 $S_R[v(x)]$ 与 $M(x)$ 的交集数量大于一个经验阈值 T_{\min} (算法中取为2),则将 $v(x)$ 归类为背景像素点。该过程可表示为

$$T\{S_R[v(x)] \cap M(x)\} \geq T_{\min}. \quad (5)$$

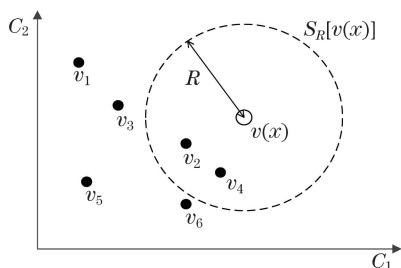


图 1 2D 欧氏空间像素分类

Fig. 1 Pixel classification in 2D Euclidean space

ViBe 算法对像素点的分类没有经过复杂的计算,保证了算法的快速性。ViBe 算法的背景模型初始化方法虽然能够及时检测出运动目标,但是易产生鬼影,且在背景模型更新的过程中,其邻域扩散机制易造成信息误传递。

3 改进的 ViBe 算法

生成超像素的目的在于分割出图像中的运动目标,并与 ViBe 算法检测到的运动目标进行匹配,在虚假目标识别中超像素是反馈环节的关键。对输入图像进行隔行扫描并结合 8 邻域中的 4 个点建立超像素,如图 2 所示。在检测鬼影的过程中,采用“图形+像素点”相结合的模式,同时考虑运动目标的局部与整体信息。

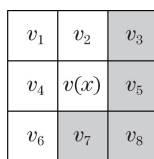


图 2 Graph-Based 算法 4/8 邻域

Fig. 2 4/8 neighborhood of Graph-Based algorithm

改进后的算法流程图如图 3 所示。

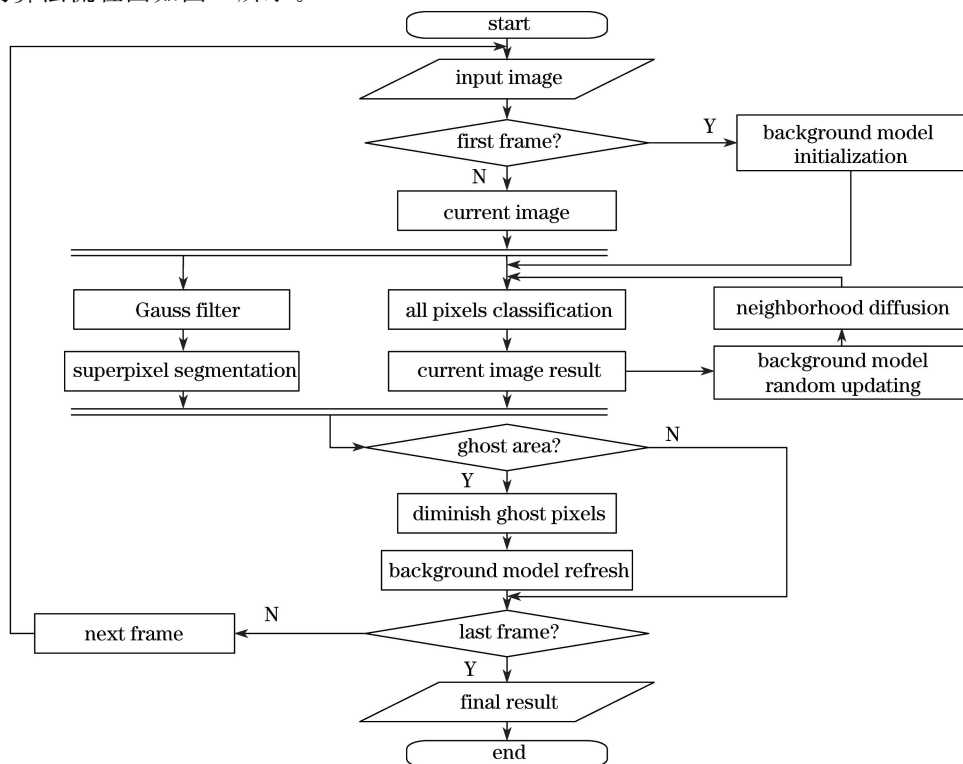


图 3 改进后的算法流程图

Fig. 3 Flow chart of improved algorithm

3.1 鬼影消除

ViBe 算法利用第一帧图像建立背景模型,以此判断后续图像是否存在前景目标。当第一帧中前景目标已存在,就会将其归为背景,在此称之为误建模区域 P_0 ,如图 4(a)所示。在图 4(c)中,一旦 P_0 处的目标运动至 P_1 处,则在 P_0 和 P_1 处同时发生像素点的显著变化,两处均被分类为前景点, P_0 处产生鬼影, P_1 处出现运动目标。由于 ViBe 算法完全建立在单个像素点的分类基础上,因此无法识别目标的整体信息,而背景像素的更新机制相对缓慢,仅仅依靠像素级别的判断、更新机制很难快速检测并消除鬼影。

本文算法利用图像分割对原始图像建立超像素模型。由于在输入图像中,真实背景与目标区域在像素上存在显著差异,因此, P_0 与 P_1 在超像素图中是完全不同的,如图 4(b)所示, P_0 当前的背景为真实背景,而 P_1 处的背景为运动目标,其具有独立且完整的边缘信息,内部和外部的表达信息完全不同。

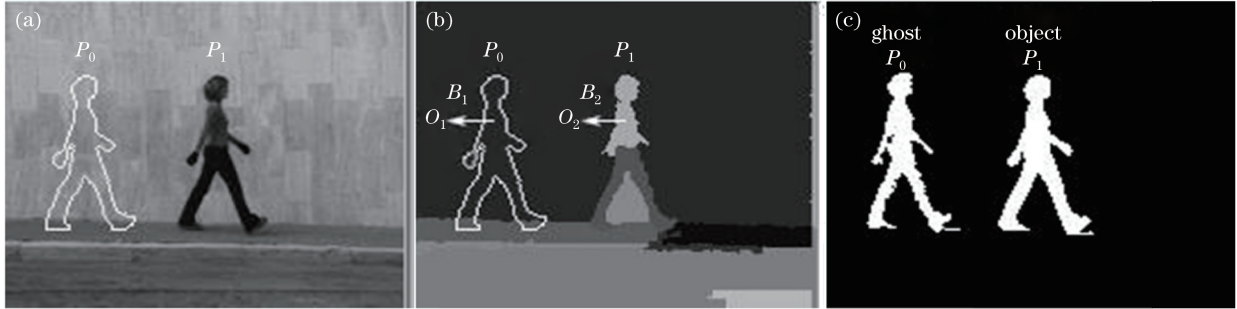


图 4 ViBe 算法检测结果。(a) 原始图像; (b) 超像素分割图; (c) 检测结果

Fig. 4 Results of ViBe algorithm. (a) Original image; (b) superpixel segmentation image; (c) detected result

鬼影消除的具体步骤如下:

1) 选取适合场景的分割参数 σ 、 k 、 \min , 得到超像素分割结果。包含运动目标在内的一帧图像被分割, 进而得到集合

$$S = \{C_1, C_2, \dots, C_m, \dots, C_n\}, \quad (6)$$

式中 S 为整幅图被分割成的超像素集合, C_m 为运动目标的超像素, n 为分割后的超像素总数。

2) 以 ViBe 检测到的结果图 4(c) 作为中层信息, 对前景点进行再分类。 P_1 与 C_m 理论上应该完全吻合, 而 P_0 没有完全与之匹配的超像素, 因此位于背景区域。

然后, 在超像素与 ViBe 前景图之间求差分。具体的差分判断过程可表示为

$$\begin{cases} \text{dif}(P_0, B_1, O_1) = 0, P_0 \text{ is ghost area} \\ \text{dif}(P_1, B_2, O_2) = 1, P_1 \text{ is foreground area} \end{cases}, \quad (7)$$

式中 $\text{dif}(P_0, B_1, O_1) = 0$ 表示在超像素分割图中 P_0 轮廓外部像素点 B_1 与内部像素点 O_1 (Object) 无差异, 即 P_0 区为背景; 同理, $\text{dif}(P_1, B_2, O_2) = 1$ 表示 P_1 轮廓外部像素点 B_2 与内部像素点 O_2 具有显著差异, 即 P_1 区为最终的前景目标。

3) 对检测到的鬼影区域进行纠正。丢弃前景目标, 然后, 对相应像素点的背景模型进行刷新, 该刷新方式不同于初始化时的背景模型赋值操作, 而是用当前像素点的灰度值取代, 即 $M_c(x) = \{v_c, v_c, \dots, v_c\}$, 其中, v_c 为当前像素的灰度值。对于检测到的鬼影目标采取左、右、上三个方向的刷新方式, 加快鬼影消除速度。该过程如图 5 所示。

3.2 背景高频扰动消除

在前景检测过程中, 由于视频序列存在缓慢的光照变化和背景小目标的运动 (如树叶), 在 ViBe 算法中会检测出虚假小目标^[16], 这会激发检测的虚假报警; 而当运动目标具有与背景色彩相近的像素点时, 会检测出运动目标中的小空洞, 产生目标的漏检。这里需要明确的是, 虚假和空洞部分并非错误识别, 而正是经典 ViBe 算法得到的正确结果。文献[17]对前景结果中的连通域像素点进行计数, 若像素点数小于 10, 则认为该区域需要丢弃; 而大于 10 小于 60 认为连通域存在漏洞, 需要对其进行填充。该方法的缺点在于, 无法得知连通域是否为虚假目标, 而 10、60 均为经验值, 不能针对性地检测出前景图中随机大小的小目标, 进而准确地舍弃。

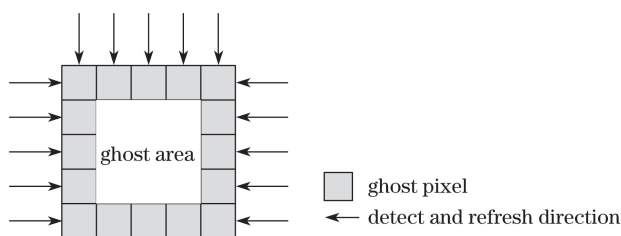


图 5 鬼影区域检测刷新

Fig. 5 Detecting and refreshing ghost area

因此,将经典 ViBe 算法检测到的结果记为初级前景图。采用以下步骤进行噪声消除与空洞填充:

1) 遍历初级前景图中的所有前景点,得到连通域集合 $C_1 = \{c_1, c_2, \dots, c_{m_1}, \dots, c_{n_1}\}$ 。

2) 结合超像素进行判断,如果连通域中的元素 c_{m_1} 位于一块大背景超像素区域内部,则认为这是在一个大区域内部的小目标噪声,进行舍弃。选择合适的分割参数,将动态背景区域分割为一个或几个超像素区域,而小目标成为一个超像素内部的小目标。得到新的连通域集合为 $C_2 = \{c_1, c_2, \dots, c_{m_2}, \dots, c_{n_2}\}$ 。

3) C_2 中的元素包含真实的运动目标区域,记为 c_{m_2} 。如果 c_{m_2} 区域内存在空洞,且空洞与 c_{m_2} 位于同一个运动目标超像素区域中,就认为这是运动目标内部的空洞,则对 c_{m_2} 中的空洞进行填充操作。

4 实验结果与分析

本文算法实现的开发环境为 Visual Studio 2013、Opencv SDK2.4.9。所采用的 PC 配置为 Intel Core i5-4570 CPU、4.00GB RAM,操作系统为 Windows 10 企业版。选择 Change detection 数据集^[18]中的 Highway、Pedestrians、Boats、Overpass、StreetLight 以及 LakeSide 等 6 个测试序列对算法进行测试。

4.1 鬼影消除实验及分析

鬼影消除的验证实验选择输入连续的 Pedestrians 序列,该序列为行人行走的监控视频。如图 6 所示,其中,图 6(a)~(d)分别为序列的第 666、667、682 和 690 帧,实验选择第 666 帧作为第一帧建立背景模型;图 6(e)~(h)分别为原始 ViBe 算法得到的检测结果;图 6(i)~(l)分别为本文算法对输入图像建立的超像素分割图;图 6(m)~(p)分别为本文算法得到的最终检测结果。可以看到经过 24 帧后,本文算法已经完全消除鬼影,大幅加快了鬼影的消除速度。

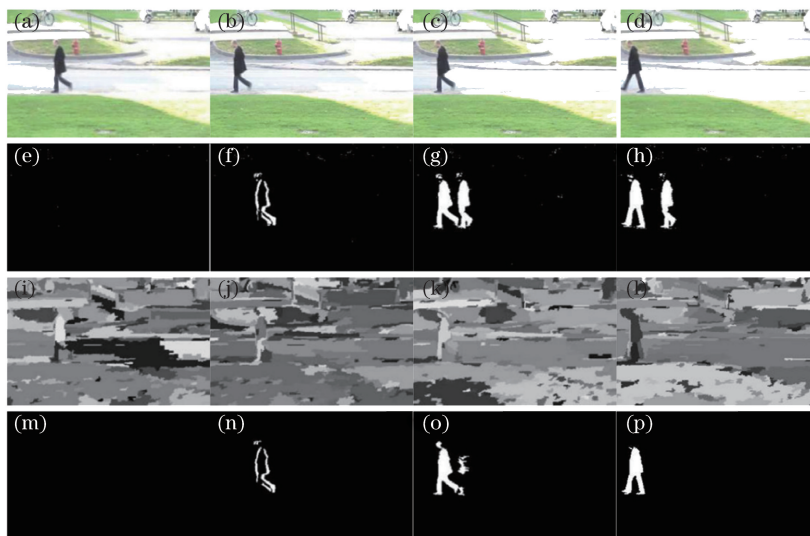


图 6 Pedestrians 序列第 666,667,682 和 690 帧的检测结果。(a)~(d)输入图像;(e)~(h)ViBe 算法的结果;
(i)~(l)超像素的结果;(m)~(p)本文算法的结果

Fig. 6 Detected results of input images of 666th, 667th, 682nd, and 690th frame of Pedestrians.
(a)-(d) Input images; (e)-(h) results of original ViBe algorithm; (i)-(l) results of superpixel;
(m)-(p) results of proposed algorithm

原 ViBe 算法和改进后的算法中,鬼影像素点数量随着视频序列帧数的变化结果如图 7 所示,其中,横纵坐标分别表示帧数与鬼影像素数量。改进后算法的前景检测结果中鬼影像素点从出现开始就已经加速消除,极大地加快了鬼影的消除速度。

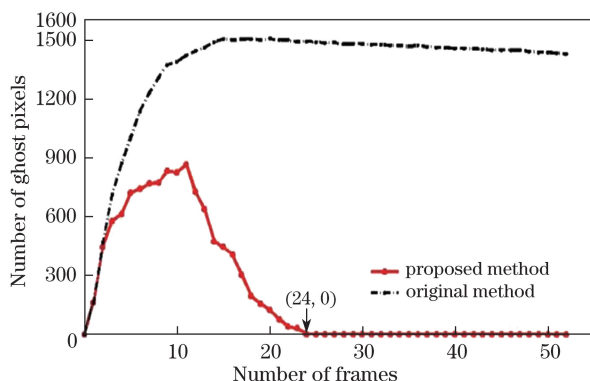


图 7 鬼影像素点数的变化趋势

Fig. 7 Variation trend of ghost pixels versus number of frames

4.2 背景高频扰动消除与目标空洞填补实验及分析

图 8 为原始 ViBe 算法和改进后的算法对 Overpass 序列中的一帧的检测实验结果对比图。其中,图 8(a)为原始输入图像;图 8(b)为原始 ViBe 算法检测到的运动目标,可以看出背景树叶抖动被检测为运动目标,而真实目标中存在空洞,如果目标色彩与背景相近,则空洞会更严重;图 8(c)为本文算法建立的超像素分割图,树叶背景区域被分割为若干个超像素;图 8(d)为本文算法得到的检测结果,其背景高频噪声被消除,同时目标内部的空洞正确填充。

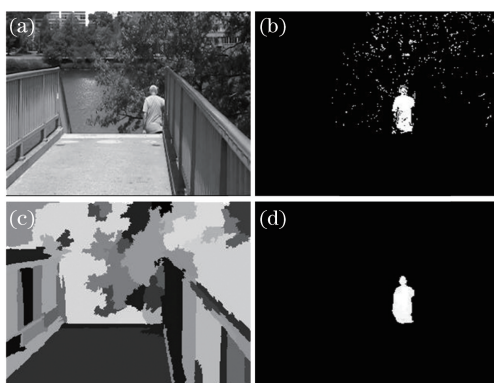


图 8 噪声消除与空洞填补。(a) 输入图像;(b) ViBe 检测结果;
(c) 本文算法得到的超像素结果;(d) 最终检测结果

Fig. 8 Noise removal and hole filling. (a) Input image; (b) result of ViBe algorithm;
(c) superpixel result of proposed algorithm; (d) result of final detection

4.3 算法比较实验结果分析

图 9 为分别利用 CodeBook、GMM、ViBe 算法和本文算法对 Change detection 数据集^[18]中的 Pedestrians、Boats、Overpass、StreetLight 以及 LakeSide 等 5 个序列进行测试的实验结果。可以看出,在 Pedestrians 序列中,4 种传统算法都能有效地检测运动目标;Boats 序列中,由于动态背景的影响,CodeBook、GMM 和 ViBe 均出现不同程度的高频干扰,而本文算法能够消除动态背景的影响,得到完整的结果;Overpass 场景下,本文算法不仅消除了动态背景的影响,还得到了完整的运动目标,而其他算法在这两方面均不能兼顾。为了验证本文算法在消除鬼影上的优势,在 StreetLight 和 LakeSide 序列中,人为地选择包含运动目标的图像作为第一帧,用来产生鬼影。可以看到,本文算法在消除鬼影的性能上优于其他算法,由于 GMM 算法不同于 CodeBook 和 ViBe 算法的背景建模,鬼影问题对结果的影响较小。

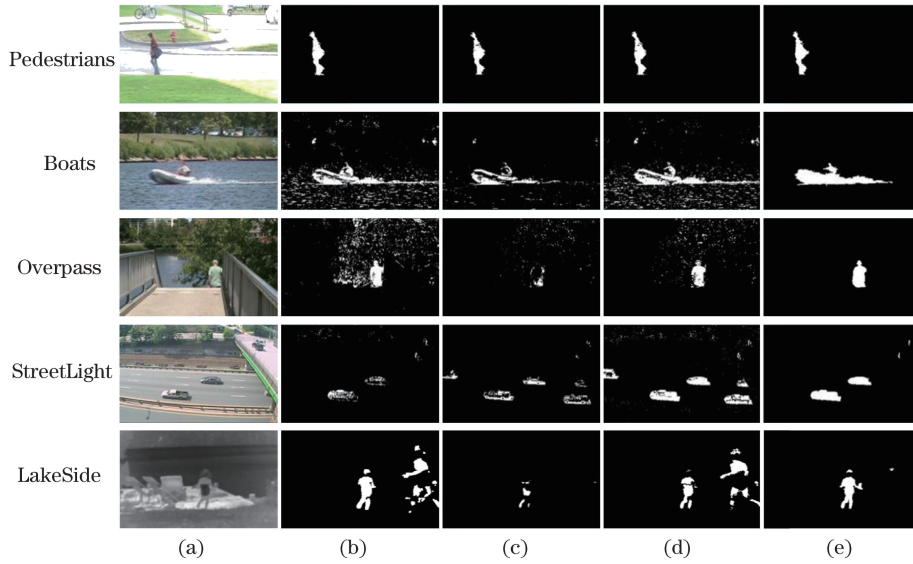


图 9 Change detection 数据集部分测试效果。(a) 输入帧; (b) CodeBook;
(c) GMM; (d) ViBe; (e) 本文算法

Fig. 9 Part of test results of the Change detection dataset. (a) Input frame; (b) CodeBook;
(c) GMM; (d) ViBe; (e) proposed method

为了定量地比较 4 种算法的综合性能,采用精确率 $f_{\text{precision}}$ 、召回率 f_{recall} 、假正率 f_{FPR} (检测为前景的背景点概率)以及假负率 f_{FNR} (检测为背景点的前景点概率)作为量化指标,各个指标可分别定义为

$$f_{\text{precision}} = \frac{C_{\text{TP}}}{C_{\text{TP}} + C_{\text{FP}}}, \quad (8)$$

$$f_{\text{recall}} = \frac{C_{\text{TP}}}{C_{\text{TP}} + C_{\text{FN}}}, \quad (9)$$

$$f_{\text{FPR}} = \frac{C_{\text{FP}}}{C_{\text{FP}} + C_{\text{TN}}}, \quad (10)$$

$$f_{\text{FNR}} = \frac{C_{\text{FN}}}{C_{\text{FN}} + C_{\text{TP}}}, \quad (11)$$

式中 C_{TP} 为正确检测到的前景点数, C_{FP} 为被错误检测的前景点数, C_{FN} 为被检测为背景的前景点数, C_{TN} 为正确检测的背景点数。 $f_{\text{precision}}$ 和 f_{recall} 分别表示正确检测到的前景点数占当前前景点总数和真正前景像素的比重; f_{FPR} 反映错误检测的背景点数占真实背景点数的比重; f_{FNR} 反映错误检测的前景点数占真实前景点数的比重。

表 1 列出了 4 种算法在 Change detection 数据集集中的 6 组场景 (Highway、Pedestrians、Boats、Overpass、StreetLight、LakeSide) 下 6326 张图片序列的实验结果。表中数据为每一个场景图片序列的 4 个指标最后求取的平均值。可以看出,本文算法的精确率、召回率均明显高于原始 ViBe 算法。由于 CodeBook、ViBe 算法是基于建立样本模型的算法,因此都会产生一定程度的鬼影,影响精确率;而 GMM 不同于以上两种算法,所以其精确率、召回率略高于 ViBe 算法,而低于本文算法。对于 FNR 和 FPR,本文算法明显低于原 ViBe 算法。上述实验数据综合表明,本文算法大幅优于原 ViBe 算法。

表 1 4 种算法的评价结果

Table 1 Appraisal results of four algorithms

Method	Precision	Recall	FPR	FNR
CodeBook	0.47610	0.41712	0.07586	0.34287
GMM	0.65652	0.64239	0.00240	0.17540
ViBe	0.64937	0.56279	0.01806	0.07720
Proposed method	0.76169	0.69174	0.01045	0.06825

5 结 论

针对经典 ViBe 算法存在的无法快速检测、识别鬼影区域,无法滤除高频扰动虚假运动目标以及背景错误更新等不足,提出了一种改进的 ViBe 算法。与原始 ViBe 算法、CodeBook 算法、GMM 算法进行了实验对比,并定量评价了各自的结果。

本文算法对输入图像进行超像素分割,通过将经典 ViBe 算法检测到的前景目标与超像素相似性进行匹配,准确识别出了鬼影区域,对同一超像素内部的离散小目标进行舍弃的策略消除了动态背景造成的高频扰动,并对同一超像素中运动目标内部的空洞进行了准确填充。实验结果表明,本文算法的准确率和召回率显著提高,误检率有所下降,算法的整体性能得到提高。该算法适用于背景复杂度相对小、不存在相机抖动的场景。后续研究将通过设置帧间自适应 k 值控制算法在复杂场景下生成的超像素之间差异性的精度。

参 考 文 献

- [1] Chen B H, Huang S C. An advanced moving object detection algorithm for automatic traffic monitoring in real-world limited bandwidth networks[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(3): 837-847.
- [2] Ding Qi, Gu Guohua, Xu Fuyuan, *et al.* Moving target detection on moving camera with the presence of strong parallax[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(9): 091501.
丁 祺, 顾国华, 徐富元, 等. 强视差下的移动相机运动目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(9): 091501.
- [3] Jahne B. Digital image processing[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 7-13.
- [4] Benezeth Y, Jodoin P M, Emile B, *et al.* Review and evaluation of commonly-implemented background subtraction algorithms[C]. 19th International Conference on Pattern Recognition, DBLP, 2008: 1-4.
- [5] Liu Hongbin, Chang Faliang. Moving object detection by optical flow method based on adaptive weight coefficient[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(2): 460-468.
刘洪彬, 常发亮. 权重系数自适应光流法运动目标检测[J]. 光学精密工程, 2016, 24(2): 460-468.
- [6] Chu Jun, Yang Fan, Zhang Guimei, *et al.* A stepwise background subtraction by fusion spatio-temporal information[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(4): 731-743.
储 珺, 杨 樊, 张桂梅, 等. 一种分步的融合时空信息的背景建模[J]. 自动化学报, 2014, 40(4): 731-743.
- [7] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction[C]. IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2004: 28-31.
- [8] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, *et al.* Real-time foreground-background segmentation using CodeBook model[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(3): 172-185.
- [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] Wang Shunfei, Yan Junhua, Wang Zhigang. Improved moving object detection algorithm based on local united feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2241-2248.
王顺飞, 闫钧华, 王志刚. 改进的基于局部联合特征的运动目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2241-2248.
- [11] Sanin A, Sanderson C, Lovell B C. Improved shadow removal for robust person tracking in surveillance scenarios[C]. IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2010: 141-144.
- [12] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, *et al.* Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1337-1342.
- [13] Zhang Rongguo, Liu Xiaojun, Dong Lei, *et al.* Superpixel graph cuts rapid algorithm for extracting object contour shapes[J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2015, 28(4): 344-353.
张荣国, 刘小君, 董 磊, 等. 物体轮廓形状超像素图割快速提取方法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(4): 344-353.
- [14] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181.
- [15] Wang Zhishe, Yang Fengbao, Ji Li'e, *et al.* Optical and SAR image registration based on cluster segmentation and mathematical morphology[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(2): 0215002.
王志社, 杨风暴, 纪利娥, 等. 基于聚类分割和形态学的可见光与 SAR 图像配准[J]. 光学学报, 2014, 34(2): 0215002.

-
- [16] Mo Shaowen, Deng Xinpu, Wang Shuai, *et al.* Motion object detection algorithm based on improved visual background extractor[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(6): 0615001.
莫邵文, 邓新蒲, 王 帅, 等. 基于改进视觉背景提取的运动目标检测算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(6): 0615001.
- [17] Yu Ye, Cao Mingwei, Yue Feng. EViBe: An improved ViBe algorithm for detecting moving objects[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(4): 924-931.
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.
- [18] Govette N, Jodoin P, Porikli F, *et al.* Changedetection. net: A new change detection benchmark dataset[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2012: 1-8.