

# 基于改进的 PBAS 算法的前景目标检测

汪荣琪<sup>1</sup> 郑林<sup>1,2</sup> 王标<sup>1</sup>

(武汉理工大学信息工程学院 武汉 430070)<sup>1</sup> (内河航运技术湖北省重点实验室 武汉 430063)<sup>2</sup>

**摘要** 针对像素层自适应分割算法(Pixel Based Adaptive Segmenter, PBAS)在动态背景下检测准确率低、静止或运动缓慢的前景目标被更新为背景以及出现鬼影干扰的问题,提出了一种结合像素级信息和区域级信息的改进的前景检测算法。首先,提出一种融合区域结构信息和区域颜色信息的背景复杂度衡量方式;然后,采用改进的背景复杂度来控制判定阈值和学习率,并检测前景;其次,对像素层的检测结果使用区域窗口进行空间邻域对比,以消除鬼影;最后,引入前景计数机制来保证静止前景不被更新为背景。实验结果表明,该算法对光照条件和前景运动速度不敏感,能有效地从背景中检测出完整的前景目标,并迅速地消除鬼影干扰,准确率达到92.7%。

**关键词** PBAS 算法, 目标检测, 背景差分, 背景复杂度, 鬼影消除

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.054

## Foreground Object Detection Based on Improved PBAS

WANG Rong-qi<sup>1</sup> ZHENG Lin<sup>1,2</sup> WANG Biao<sup>1</sup>

(School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)<sup>1</sup>

(Hubei Inland Shipping Technology Key Laboratory, Wuhan 430063, China)<sup>2</sup>

**Abstract** To avoid the problems of PABS (Pixel Based Adaptive Segmenter) such as low accuracy rate of detection, replacement of immobile or slow-moving foreground objects by background ones, and the interference of ghosting, this paper presented a new PBAS which is improved by merging pixel-level information and region-level information. A measure of background dynamics fused with structural information and color information at region level is computed firstly. And then this measure will be used to estimate and control the threshold and learning rate, as well as to detect the foreground object. A spatial neighborhood contrast on pixel-level result is computed in order to solve the interference of ghosting, and a foreground count machine is introduced to avoid the missing of static object in foreground. The experiment results indicate that the algorithm is insensitive to brightness and velocity of objects, thus the foreground object can be detected effectively, and interference of ghosting can be removed quickly with a high accuracy detection rate 92.7%.

**Keywords** PBAS algorithm, Target detection, Background subtraction, Background complexity, Elimination of ghosting

前景目标检测是计算机视觉智能系统中的基础技术,高效且稳定地检测出视频序列中的前景目标是目标识别和跟踪的重要步骤<sup>[1]</sup>。前景目标检测算法面临着鬼影干扰、对光照敏感、计算量大等问题<sup>[2-4]</sup>。前景的检测算法主要分为帧差法<sup>[3]</sup>、背景差分法<sup>[5]</sup>、光流法<sup>[6]</sup>以及基于特征的检测等几类。帧差法利用图像序列中的运动目标在相邻两帧或多帧之间的差异来计算相邻帧的差值并将其阈值化,它的原理和计算都十分简单,具有很好的适应性和实时性,但是难以确定合理的阈值,并且当目标内部颜色一致时会产生空洞,对于静止的目标也无法检测出来。在摄像机静止或者移动的情况下,即使没有先验信息,光流法也能检测出运动目标并计算它的速度,但是它对于噪声十分敏感,且需要多次迭代计算,较多的耗时使得其难以应用在实时系统上。基于特征的检测事先对目标建

模,然后利用模式识别的目标分类方法实现检测。Navneet Dalal等<sup>[7]</sup>使用HOG特征和SVM分类器在行人检测方面取得了很好的效果,但是基于特征的检测通常对每一类目标都需要选取一种专门的特征和分类器,同时需要大量的训练,并且当该类物体出现了新的模式后必须重新训练。

混合高斯背景模型<sup>[8-9]</sup>需要人工调参且计算过程复杂,codebook算法<sup>[10]</sup>需要人为设定判定阈值和更新率。相比于这两种经典的基于背景建模的前景检测算法,PBAS算法<sup>[11]</sup>具有建立背景模型更简便、自适应判定阈值和学习率、适应光照变化等优点。同为无参背景模型的SACON算法<sup>[12]</sup>具有与PBAS算法相似的背景模型;Vibe算法<sup>[13]</sup>具有与PBAS算法相似的判定方法和背景更新方法,其优点是只需一帧就可初始化,启动速度快。但是这两种算法的判定阈值和背景更

到稿日期:2016-04-26 返修日期:2016-07-04 本文受内河航运技术湖北省重点实验室基金(NHHY2014004),国家自然科学基金(51579204)资助。

汪荣琪(1992-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:iqq2187@163.com;郑林(1970-),男,教授,主要研究方向为模式识别、智能系统,E-mail:linzheng@whut.edu.cn(通信作者);王标(1993-),男,硕士生,主要研究方向为模式识别。

新率均是全局的。由于 PBAS 算法所使用的根据背景复杂度控制的判定和更新更为合理,因此在实验中其也的确具有更高的检测率和准确率,但是还存在动态背景下准确率低、静止目标被更新为背景和鬼影干扰的问题。文献[11]使用通过背景复杂度控制判定阈值和学习率的方法来提高动态背景下的准确率,但是其背景复杂度衡量方法没有考虑更能反映背景是否复杂的区域信息,在较复杂的背景下准确率依然较低;李棚等<sup>[14]</sup>认为 PBAS 算法的判定阈值与背景复杂度呈线性关系,导致不能有效抑制由动态背景引起的干扰,从而提出了一种非线性关系,使复杂背景下的判定阈值更高,其在一定程度上提高了复杂背景时的准确率,但是这种非线性关系依然只衡量了单个像素的背景复杂度,导致在复杂背景下的检测率也大大降低;Tomasz Kryjak 等<sup>[15]</sup>针对静止或运动缓慢的目标会被更新为背景而无法完整检测的问题,提出了一种结合图像分割的改进 PBAS 算法,并将其应用于行人检测和行为分析,但是这依赖于正确的图像分割,且单帧耗时过多,该算法在特定硬件的支持下才能满足实时性。针对 PBAS 算法的不足之处,本文提出一种融合区域信息的 PBAS 算法,使用改进的背景复杂度来控制判定阈值和学习率的更新,提高了算法在动态背景下的准确率;引入前景计数器机制<sup>[16]</sup>来检测静止前景;根据区域信息消除鬼影干扰。

### 1 PBAS 目标检测算法

#### 1.1 基于采样统计的背景模型

PBAS 算法在初始化阶段针对每个像素点都统计  $N$  帧历史值作为该点的背景模型,采样项目包括  $rgb$  三通道像素值  $BG^m$  和该点的梯度  $BG^g$ 。背景模型的采样点点数  $N$  一般在  $50 \sim 200$  之间取值。 $N$  取值越大,模型描述背景的能力越强,但也意味着占用更多的内存且分割前景时的计算量更大。这是一种十分容易实现的非参数模型:

$$BG(x_i) = \{x_i(k) | k=1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

#### 1.2 前景分割

基于统计的背景模型的基本思想认为,前景像素值在视频采样序列中出现的次数应该小于背景像素值出现的次数。通过当前帧  $I(x_i)$  与背景模型  $BG(x_i)$  的比较来决定当前像素属于背景或者前景。比较一个像素点的当前采样值与其背景模型中的  $N$  个历史采样值,如果当前值与其中至少  $B_{min}$  个历史值的距离小于判定阈值  $R(x_i)$ , 则将该点判定为前景点,否则将其判定为背景点。判定公式为:

$$F(x_i) = \begin{cases} 1, & \# \{dist[I(x_i), BG(x_i)] < R(x_i)\} < B_{min} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $F(x_i) = 1$  表示该点被判定为前景点;  $F(x_i) = 0$  则表示该点被判定为背景点。  $\#$  号表示满足大括号内条件的次数,  $dist[I(x_i), BG(x_i)]$  为当前点与其背景模型的距离, 计算公式为:

$$dist[I(x_i), BG(x_i)] = \frac{\alpha}{I^m} \cdot |I^m(x_i) - BG^m(x_i)| + |I^g(x_i) - BG^g(x_i)| \quad (3)$$

#### 1.3 背景模型更新

在初始化背景模型后,环境的改变以及不同光照情况等

因素,使得背景模型需要实时地进行更新。PBAS 算法对分割出的前景不予更新,对于在当前帧被判定为背景的像素点,用当前采样值更新背景模型中的某一个历史采样点,更新的采样点是完全随机的。定义  $T(x_i)$  为学习率,上述更新过程只会以一定的概率  $1/T(x_i)$  发生,在 1.4 小节中会具体说明如何确定这个概率。在更新一个被判定为背景的像素点的同时,以同样的概率更新该背景像素点邻域内的一个随机像素点,更新方式也是用该点的当前采样值去替换它背景模型中的一个历史采样值。

#### 1.4 判定阈值和学习率更新

因为在复杂背景下一个点更容易被错误地认为是前景或者背景,所以此时需要更大的判定阈值  $R(x_i)$  和学习率  $T(x_i)$ 。这意味着当一个点处于复杂背景时,需要与背景模型有更大的差异才会被检测为前景,同时这个点以更小的概率去更新背景模型。在背景建模的过程中,除了得到背景模型  $BG(x_i)$  以外,还建立了一个记录相似度最小距离值的数组  $D(x_i)$ 。每当一帧前景分割完成,就将  $dist[I(x_i), BG(x_i)]$  的最小值  $d_{min}(x_i) = \min_k dist[I(x_i), BG(x_i)]$  存入  $D(x_i)$ 。那么  $D(x_i)$  的均值  $\bar{d}_{min}(x_i) = \frac{1}{N} \sum_k D_k(x_i)$  便能衡量这个点的背景复杂度。

$$d_{min}(x_i) = \min_k dist[I(x_i), BG(x_i)] \quad (4)$$

$$\bar{d}_{min}(x_i) = \frac{1}{N} \sum_k D_k(x_i) \quad (5)$$

根据上述分析,当背景较复杂时  $\bar{d}_{min}(x_i)$  比较大,相应地需要较大的判定阈值  $R(x_i)$  和  $T(x_i)$ ;反之亦然。判定阈值  $R(x_i)$  的更新公式为:

$$R(x_i) = \begin{cases} R(x_i) \cdot (1 - R_{inc}), & R(x_i) > \bar{d}_{min}(x_i) \cdot R_{scale} \\ R(x_i) \cdot (1 + R_{dec}), & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $R_{inc}$  为  $R(x_i)$  单次更新的变化幅度,  $R_{scale}$  为调整背景复杂度  $d_{min}(x_i)$  的尺度因子,二者均为预先设定的固定值。另外,设置  $R_{lower}$  为判定阈值的下限。学习率  $T(x_i)$  的更新公式为:

$$T(x_i) = \begin{cases} T(x_i) + \frac{T_{inc}}{\bar{d}_{min}(x_i)}, & F(x_i) = 1 \\ T(x_i) - \frac{T_{dec}}{\bar{d}_{min}(x_i)}, & F(x_i) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $T_{inc}$  和  $T_{dec}$  分别为  $T(x_i)$  单次更新的上调幅度和下调幅度,二者也为预先设定的固定值。另外,为  $T(x_i)$  设定上界  $T_{upper}$  和下界  $T_{lower}$ ,以控制其浮动范围。

这种控制机制在每一帧前景分割之后,对各个像素单独地进行背景模型  $BG(x_i)$ 、判定阈值  $R(x_i)$  和学习率  $T(x_i)$  的更新,使得与其他无参背景模型相比, PBAS 算法拥有自适应的阈值和学习率。其核心结构如图 1 所示。

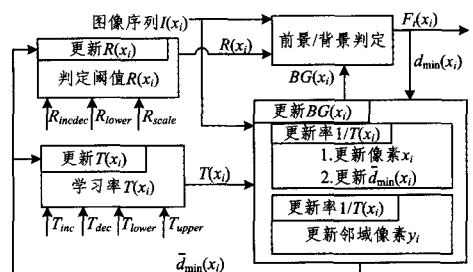


图 1 PBAS 算法的核心结构

## 2 改进的 PBAS 算法

PBAS算法针对单个像素进行统计背景建模,在此基础上进行前景检测、背景更新、判定阈值更新和学习率更新。它的背景更新机制会逐渐“腐蚀”静止的目标,当目标面积大或者运动缓慢时,会得到一个不完整的前景,降低了算法的检测率。如果在背景初始化阶段有前景出现,那么这部分应该为前景的像素会被采样进入背景模型中,之后的分割会因为该目标的移动而将背景判定为前景,造成鬼影现象。鬼影并不是真正的前景,因此降低了算法的准确率,也会对后续的目标检测跟踪造成干扰。本文针对部分检测结果不完整和可能出现鬼影的问题,提出改进的背景复杂度和区域窗口鬼影消除方法,引入前景计数机制来防止静止前景被更新为背景。

### 2.1 改进的结合区域信息的背景复杂度

因为 PBAS 是一种像素级的前景分割算法,所以它的背景复杂度  $\bar{d}_{min}(x_i)$  仅仅是针对单个像素统计得到的,是该点背景模型的复杂程度。但是这种基于像素的背景复杂度衡量方法忽略了区域复杂度信息,在背景比较复杂、背景与前景交替过快等情况下不能有效且及时地更新判定阈值和学习率。为了更准确地衡量背景复杂度,利用区域层信息更易反映背景复杂度的特点,提出了一种结合区域特征的背景复杂度。

通过水平方向和垂直方向的 Sobel 算子对图像进行边缘检测, Sobel 算子模板为:

$$f_v = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, f_h = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

用  $f_v$  和  $f_h$  分别与图像进行卷积,得到两幅图像  $E_v$  和  $E_h$ 。取梯度值  $G(x_i)$  来衡量区域结构背景复杂度。梯度计算公式为:

$$G(x_i) = \sqrt{E_v^2(x_i) + E_h^2(x_i)} \quad (9)$$

取以像素点  $x_i$  为中心的  $5 \times 5$  窗口  $Z(x_i)$ , 定义该点与窗口内其他点的颜色差值的平均和为区域颜色背景复杂度  $C(x_i)$ :

$$C(x_i) = \frac{1}{24} \sum_{x_n \in Z(x_i)} \sqrt{[I^r(x_i) - I^r(x_n)]^2} \quad (10)$$

其中,  $I^r$  为该点各通道的像素值,如在 RGB 图像中  $I^r$  表示  $I^r, I^g$  和  $I^b$ 。结合区域信息的背景复杂度  $COM(x_i)$  为:

$$COM(x_i) = \bar{d}_{min}(x_i) + \beta G(x_i) + \gamma C(x_i) \quad (11)$$

采用改进的背景复杂度控制判定阈值和学习率的更新,更新公式为:

$$R(x_i) = \begin{cases} R(x_i) \cdot (1 - R_{inc}), & R(x_i) > COM(x_i) \cdot R_{scale} \\ R(x_i) \cdot (1 + R_{inc}), & \text{其它} \end{cases} \quad (12)$$

$$T(x_i) = \begin{cases} T(x_i) + \frac{T_{inc}}{\bar{d}_{min}(x_i)} + \frac{T_{inc}}{\beta G(x_i)} + \frac{T_{inc}}{\gamma C(x_i)}, & F(x_i) = 1 \\ T(x_i) - \frac{T_{inc}}{\bar{d}_{min}(x_i)} + \frac{T_{inc}}{\beta G(x_i)} + \frac{T_{inc}}{\gamma C(x_i)}, & F(x_i) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

因为学习率  $T(x_i)$  与背景更新的概率成反比,所以背景

越复杂时,就应该以越小的概率去更新背景,即背景复杂度增大,  $T(x_i)$  也增大。这样,就在原像素级背景复杂度的基础上以加权的形式融入了区域信息。

### 2.2 前景计数机制

在 PBAS 算法中,一个运动的前景目标如果停下来,就会迅速被更新为背景。我们并不希望静止的目标被更新为背景,所以引入前景计数器  $TOM_l(x_i)^{[9]}$  来检测静止的前景。只有当一个点被判定为前景若干次以后,才会将其逐渐更新为背景。 $TOM_l(x_i)$  计数规则为:

$$TOM_l(x_i) = \begin{cases} TOM_{l-1}(x_i) + 1, & F(x_i) = 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (14)$$

$$F(x_i) = 0, TOM_l(x_i) = TOM_{max} \quad (15)$$

$TOM_{max}$  为对静止前景的最长生命周期,实验得到的经验值可以设置为帧率的 5 倍。前景计数器的引入使得静止目标不会被迅速更新为背景,但是它对被判定为前景的鬼影也会进行计数,并延长其存在时间。下一节将提出一种基于区域窗口的鬼影消除方法来消除这种负面效果。

### 2.3 基于区域窗口的鬼影消除

采用原始的 PBAS 算法进行背景模型初始化过程时,如果有前景目标,会出现鬼影现象。在 2.2 小节中提出的前景计数机制会增加鬼影现象的持续时间。针对鬼影现象,提出一种基于区域窗口的鬼影消除方法。

取以像素点  $x_i$  为中心的  $l \times l$  大小的窗口  $W(x_i)$ , 对被判定为前景的像素点  $x_i$ , 取  $W(x_i)$  窗口内被判定为背景的点  $x_n$  ( $n=1, 2, \dots$ ), 将  $x_i$  与  $x_n$  的背景模型按照前景分割判定公式测试, 如果  $x_i$  能与某个背景点的模型匹配, 则  $x_i$  被认为是一个鬼影点。区域层的判定公式为:

$$RF(x_i) = \begin{cases} 0, & PF(x_i, x_n) = 1, x_n \in W(x_i) \text{ 且 } F(x_i) = 0 \\ 1, & \text{其它} \end{cases} \quad (16)$$

$PF(x_i, x_n)$  表示在像素层用  $x_i$  去匹配  $x_n$  的背景模型。若一个像素点在像素层被检测为前景点, 而  $RF(x_i)$  的值为 0, 则说明这个像素点为鬼影点, 具体规则如下:

- (1)  $F(x_i) = 0, RF(x_i) = 0$ , 该点为背景点;
- (2)  $F(x_i) = 1, RF(x_i) = 1$ , 该点为前景点;
- (3)  $F(x_i) = 1, RF(x_i) = 0$ , 该点为鬼影点。

### 2.4 改进的 PBAS 算法流程

改进的 PBAS 算法的核心结构如图 2 所示。

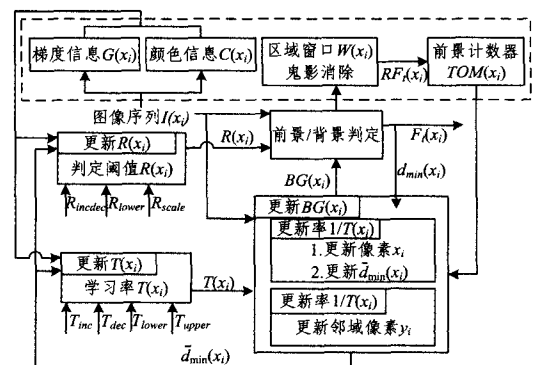


图 2 改进的 PBAS 算法的核心结构

图 2 中虚线框内为改进部分。首先采用梯度信息和颜色

信息衡量区域背景复杂度,以加权的形式融合像素背景复杂度,从而得到最终的背景复杂度;然后使用改进的背景复杂度控制判断阈值和学习率的更新;在像素层分割完毕后,使用区域窗口进行鬼影消除,得到最终的分割结果;最后将检测结果送入前景计数器,从而保证静止前景的检测。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 实验环境及测试视频

在 VS2010 和 OPENCV2.4.9 环境下验证本文算法的有效性,系统配置为 Intel i5 双核,主频为 2.6GHz,4GB 内存。

实验过程中,对输入视频帧进行高斯平滑滤波的预处理,对算法检测结果进行连通域分析的后处理,将面积过小的连通域去除,这两种处理能在一定程度上消除噪声干扰,提高准确率。测试视频信息如表 1 所列,其中最后一列说明了该视频的特点。

表 1 测试视频信息

名称	分辨率	帧数	特点
fall.avi	720×480	510	复杂动态背景
ship.avi	320×240	300	缓慢前景
road.avi	720×480	480	初始阶段有目标

#### 3.2 参数设置

部分固定参数取值可参考文献[11]:  $N = 35, B_{min} = 2, R_{side} = 0.05, R_{lower} = 18, R_{scale} = 4, T_{inc} = 1, T_{dec} = 0.05, T_{upper} = 200, T_{lower} = 2, TOM_{max} = 120$ 。文中出现的权重因子  $\alpha = 10, \beta = 2, \gamma = 0.5$ 。

在实际的应用场合,需要调整参数来使算法达到理想的检测效果。文献[11]介绍了原 PBAS 算法涉及的参数的具体意义以及如何对其进行调整,下文对本文关键参数作出说明。

(1)  $N$  为背景模型的历史帧数,较大的  $N$  对像素点的背景模型有更强的表述能力,但是系统的内存占用和处理时间会随着  $N$  的增加而显著增加。在测试视频的过程中检测率随  $N$  的变化曲线图如图 3 所示,表明  $N$  的取值范围在 25~35 时即可取得不错的效果,进一步提高  $N$  值对检测效果的提升不明显。

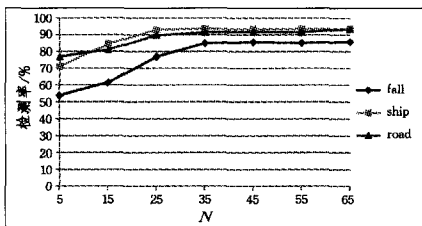


图 3 检测率随  $N$  值的变化情况

(2)  $\beta$  代表着梯度信息在改进的背景复杂度中的加权系数。梯度较大的点通常是边缘或者角点,属于区域结构较复杂的情况,适当的  $\beta$  能够防止这样的点被误判,但是可能会使一些目标的边缘点处判定阈值过大而漏检目标的部分边缘点。检测率和准确率随  $\beta$  变化的曲线图如图 4 所示,其中 road 视频从  $\beta$  取值 4 开始检测率就开始明显下滑,这主要是因为男子的格子衬衫和路面颜色相近,而格子处的梯度较大使得判定阈值偏大从而漏检,所以建议在对检测边缘要求较

高的场景下适当减小  $\beta$  值或者设置  $\beta$  为 0。准确率的变化曲线则反映出了梯度信息的融入能有效减少误判,特别是对于 fall 视频,由大量的树叶和阴影造成的错误检测被消除了,算法的准确率得到提高。所以在对准确率要求较高的场合,可适当提高  $\beta$  值。

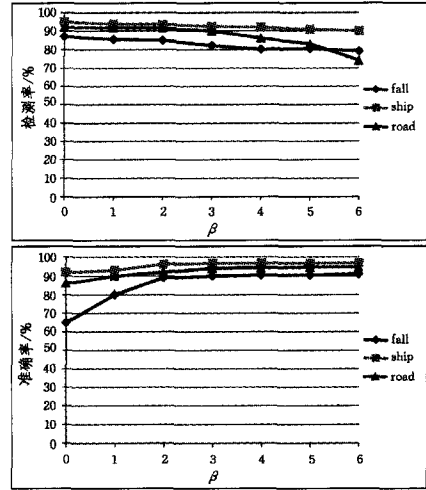


图 4 检测率和准确率随  $\beta$  值的变化情况

(3)  $\gamma$  代表区域颜色信息在改进的背景复杂度中的加权系数。融合区域颜色信息在本算法中属于一种保守的控制策略,在目标本身颜色比较单一而干扰因素较复杂时能起到较好的效果,例如测试视频 ship 中的目标船舶和干扰因素水花。因为船体本身颜色的复杂度较小而水花的颜色复杂度较大,所以在实验中  $\gamma$  取 0.5 时的检测率和准确率分别为 93.7% 和 96%,而  $\gamma$  为 0 时的检测率和准确率分别为 94.2% 和 92.1%。因此建议在检测车、船等颜色单一且体积较大的目标时适当提高  $\gamma$  值,而在检测行人等颜色花哨的较小目标时可以将  $\gamma$  设置为 0。

#### 3.3 改进的背景复杂度验证分析

第一段视频拍摄的是路上的车辆以及路边的行人,背景中有一棵在风中摇晃的大树。该段视频中晃动的树叶属于动态的背景,图 5 显示了 PBAS 算法和本文算法在动态背景下的检测结果对比。其中,图 5(a) 为当前视频帧;图 5(b) 为手工标注的真实前景;图 5(c) 为 PBAS 算法检测结果,大部分树叶的边缘都被检测为前景,出现了大量的误检;图 5(d) 为本文算法的检测结果。本文算法因为使用了改进的背景复杂度,所以在晃动的树叶处判定阈值大,背景模型更新慢,检测的准确率大幅提高,可以观察到绝大多数树叶都被判定为背景,而车辆和行人作为前景目标仍然被准确检测到。从图 5(d) 中可以看出:应用改进的背景复杂度的 PBAS 算法消除了大部分噪点。原 PBAS 算法认为该点的历史统计像素值即可反映该点背景是否复杂,从而在复杂的背景处提高判定阈值以防止误判,但是并没考虑在区域信息情况下的背景复杂度未必能准确反映背景是否复杂。比如对于树叶间隙的某一点,当它的统计背景帧中没有被摇动的树叶覆盖过(这种情况在测试视频中经常出现),那么按照原背景复杂度,该点是背景十分简单的点,但是这个点处于摇曳的树叶之间,是一个复杂的点,当树叶摇动幅度增大时该点被树叶覆盖,于是原算法

更容易错误地将该点判定为前景点。尤其是在那些动态背景没有规律且不稳定的情况下,这种误判会明显增多。而应用改进的背景复杂度的 PBAS 算法则能有效减少这种情况的发生,同样是树叶间隙的那一点,即使它的历史统计背景中一直是天空的像素点,但是它的周围有交错的树叶,会使得该点的颜色背景复杂度较大,这种区域复杂度会控制改进的背景复杂度增大,更符合真实的背景复杂情况,从而算法的准确率得到了提高。

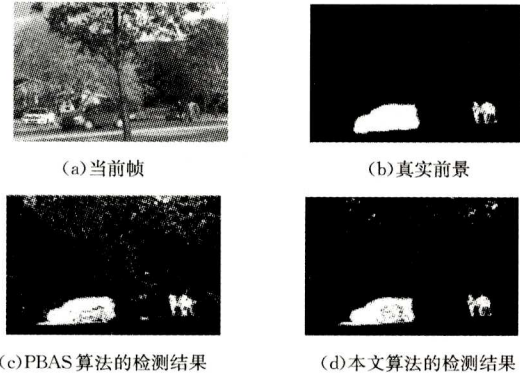


图5 PBAS算法和改进算法在动态背景下检测结果的对比

### 3.4 前景计数机制验证分析

第二段视频是利用架设在江边的摄像机拍摄的江面上的船舶视频。该段视频的背景为江面以及岸边的建筑;前景为过往的船舶,前景目标具有面积大、运动速度慢的特点。图6显示了PBAS算法和本文算法在该场景下的检测结果对比。

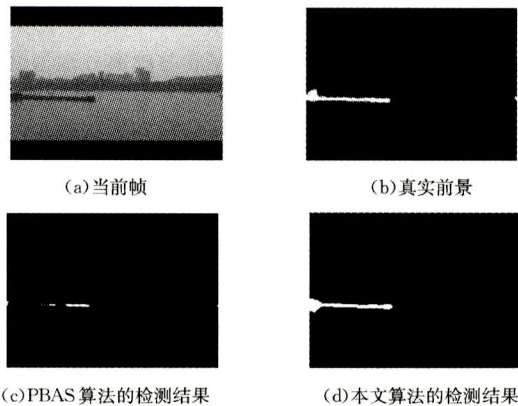


图6 PBAS算法和改进算法在目标面积大、速度慢情况下检测结果的对比

图6(a)为当前视频帧,图6(b)为手工标注的真实前景。图6(c)为PBAS算法检测结果,传统PBAS算法得到的目标十分残缺,很大一部分船体都被认为是背景,在原PBAS算法的更新机制中,水面是背景点,那么船体的边缘部分作为背景点的邻域会被逐渐更新到背景模型中,即船体会被“腐蚀”,并且因为船体内部颜色几乎一致,“腐蚀”造成的漏检会一直持续下去。这种邻域更新机制可以起到消除鬼影的作用,但是对于船体这种缓慢而形状细长的目标检测来说具有极大的负面作用,可以看到图中船体几乎断裂成了几个噪声点。图6(d)为改进算法的检测结果,得到了完整的前景目标。这是由于:一方面,前景计数器会阻止那些刚被判定为前景点的像素点更新到背景中,只有持续被判定为前景点一段时间后,才有

可能被邻域更新机制所影响;另一方面,改进的背景复杂度在边缘处有更高的值,从而使这种邻域更新在边缘处以更小的概率发生,所以目标从边缘开始被逐渐“腐蚀”的概率就更小了。引入前景计数机制可以有效提高PBAS算法的检测率。

### 3.5 区域鬼影消除验证分析

第三段视频是从高处拍摄一条小路,路边有自行车停放处以及行人。该段视频的第1帧图像中有一名女性在画面左上角停放自行车,即初始化背景模型阶段有前景目标。目标检测及鬼影消除结果如图7所示。图7(a)为第5帧图像,即背景模型初始化阶段的视频帧。图7(b)为第190帧图像,该女子停好自行车后在马路左侧步行,同时画面左侧走出一位男子。图7(c)为PBAS算法在第190帧的检测结果,两名行人均被检测到。在2.2小节中已经说明前景计数机制会影响原算法的鬼影消除效果,因为初始化阶段有目标存在,所以在目标移动后出现了鬼影,而且前景计数机制会把鬼影当作前景维持一段时间。图7(d)为本文算法的检测结果,初始化人物产生的鬼影会和它周边属于背景的绿色草地、街道路面、自行车像素点的背景模型相匹配,鬼影被消除了。此外,原算法分割出的目标周围有一些误检,比如两腿之间的路面也被检测为了目标,本文的鬼影消除方法将它们与周边点进行比较,属于路面的鬼影点会因为和其他被检测为背景的路面点匹配而被逐渐消除,检测出的目标更精确。

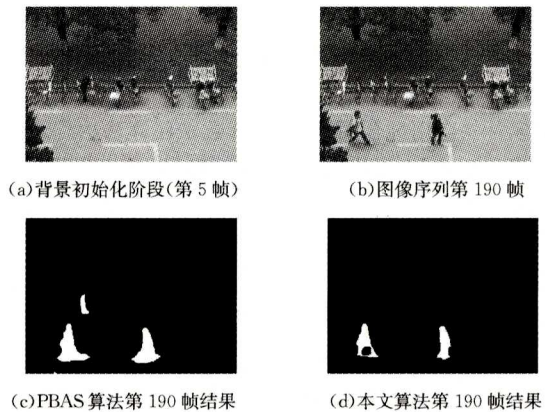


图7 PBAS算法和本文算法在背景初始化阶段有前景情况下检测结果的对比

分别采用检测率、准确率和帧率来衡量算法的检测效果和实时性。表2是本文方法和PBAS<sup>[11]</sup>的实验结果比较,可以看出本文算法在检测率和准确率上都有更好的表现;在处理速度上略慢于原方法,但是也能满足实时性要求。

表2 本文方法和PBAS<sup>[11]</sup>的结果比较

算法	检测率/%	准确率/%	帧率/fps
PBAS	88.40	85.60	27.40
本文算法	92.90	92.70	23.20

**结束语** 原PBAS算法提出了一套由背景复杂度反馈控制判定阈值和学习率的前景检测框架。本文针对其背景复杂度仅仅考虑了像素级信息的问题,提出了一种融合区域级信息的前景检测算法,提高了算法对复杂动态背景的适应性。通过引入前景计数机制来检测静止目标,提高了算法的检测率。

(下转第313页)

- [18] HE X, GOULD S. An exemplar-based CRF for multi-instance object segmentation [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014; 296-303.
- [19] TIGHE J, LAZEBNIK S. Finding things; Image parsing with regions and per-exemplar detectors [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013; 3001-3008.
- [20] MALISIEWICZ T, GUPTA A, EFROS A A. Ensemble of exemplar-SVMs for object detection and beyond [C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 2011; 89-96.
- [21] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation [J] IEEE TPAMI, 2011, 33(5); 898-916.
- [22] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Context-Aware Saliency Detection [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2012, 34(10); 1915-1926.
- [23] CHENG M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2015, 37(3); 569-582.
- [24] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Efficient Approximate Energy Minimization via Graph Cuts [J]. IEEE TPAMI, 2001, 20(12); 1222-1239.
- [25] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision [J]. IEEE TPAMI, 2004, 26(9); 1124-1137.

(上接第298页)

在得到初步检测结果之后,利用基于区域窗口的鬼影消除了提高了算法的准确率。实验表明,与传统 PBAS 算法相比,改进算法具有更好的检测效果,并具有良好的鲁棒性,适用于检测前景的实时监控系统。

下一步工作将围绕通过减少参数和设计区域背景复杂度以获得更好的检测结果展开。

### 参 考 文 献

- [1] SOBRAL A, VACAVANT A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2014, 122(5); 4-21.
- [2] YE F F, XU L. Real-time detection and discrimination of static objects and ghosts [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2015, 49(1); 181-185. (in Chinese)  
叶芳芳, 许力. 实时的静止目标与鬼影检测及判别方法 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2015, 49(1); 181-185.
- [3] WU D P, CHENG W P, YU S L. Camshift Object Tracking Algorithm Based on inter-frame Difference and Motion Prediction [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(1); 55-60. (in Chinese)  
邬大鹏, 程卫平, 于盛林. 基于帧间差分和运动估计的 Camshift 目标跟踪算法 [J]. 光电工程, 2010, 37(1); 55-60.
- [4] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(6); 1709-1724.
- [5] CRISTANI M, MURINO V. Background Subtraction with Adaptive Spatio-Temporal Neighborhood Analysis [C]// The 3rd International Conference on Computer Vision Theory and Applications. 2008; 484-489.
- [6] WEI G J, HOU Z Q, LI W, et al. Object tracking algorithm fused with optical flow detection and template matching [J]. Application Research of Computer, 2014, 31(11); 3498-3501 (in Chinese)  
魏国剑, 侯志强, 李武, 等. 融合光流检测与模板匹配的目标跟踪算法 [J]. 计算机应用研究, 2014, 31(11); 3498-3501
- [7] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2005; 886-893.
- [8] LIU X, LIU H, QIANG Z P, et al. Adaptive Background Modeling Based on Mixture Gaussian Model [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(4); 729-734. (in Chinese)  
刘鑫, 刘辉, 强振平, 等. 混合高斯模型和帧间差分相融合的自适应背景模型 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(4); 729-734.
- [9] FAN W C, LI X Y, WEI K, et al. Moving Target Detection Based On Improved Gaussian Mixture Model [J]. Computer Science, 2015, 42(5); 286-288, 319. (in Chinese)  
范文超, 李晓宇, 魏凯, 等. 基于改进的高斯混合模型的运动目标检测 [J]. 计算机科学, 2015, 42(5); 286-288, 319.
- [10] ILYAS A, SCUTURICI M, MIGUET S. Real Time Foreground-Background Segmentation Using a Modified Codebook Model [C]// Proceedings of the 2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. IEEE Computer Society, 2009; 454-459.
- [11] HOFMANN M, TIEFENBACHER P, RIGOLL G. Background segmentation with feedback; The Pixel-Based Adaptive Segmenter [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2012; 38-43.
- [12] WANG H, SUTER D. Background Subtraction Based on a Robust Consensus Method [C]// International Conference on Pattern Recognition. 2006; 223-226.
- [13] 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.
- [14] LI P, WU X H, HE X H, et al. An Improved PBAS For Moving Object Detection [J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(27); 48-53. (in Chinese)  
李棚, 吴晓红, 何小海, 等. 一种改进的 PBAS 运动目标检测算法 [J]. 科学技术与工程, 2015, 15(27); 48-53.
- [15] KRYJAK T, KOMORKIEWICZ M, GORGON M. Real-time Foreground Object Detection Combining the PBAS Background Modelling Algorithm and Feedback from Scene Analysis Module [J]. International Journal of Electronics & Telecommunications, 2014, 60(1); 53-64.
- [16] WANG H, SUTER D. Background Subtraction Based on a Robust Consensus Method [C]// International Conference on Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2006; 223-226.