

改进的FBS-ABL运动目标检测算法

陈春林, 槐崇飞, 王子涵, 洪文健

(沈阳理工大学 汽车与交通学院, 辽宁 沈阳 110159)

摘要: 针对快速背景减除法(FBS-ABL)在复杂环境下易存在鬼影的问题, 提出一种改进的FBS-ABL算法。该算法在FBS-ABL算法检测到前景目标的基础上, 求出前景运动目标及其邻域的像素直方图并进行匹配, 判断目标区域是否存在“鬼影”, 通过改变该区域的像素值消除“鬼影”。同时对于鬼影目标可能存在的区域再次进行背景初始化, 抑制“鬼影”的出现。在两个不同的场景进行了实验验证, 结果表明, 改进的FBS-ABL算法对“鬼影”消除有着良好的效果, 对目标检测的准确率有着明显的提升。

关键词: 背景减除; 背景建模; 移动目标检测; 鬼影抑制

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)01-0011-05

Moving Object Detection Algorithm of Improved FBS-ABL

CHEN Chun-lin, HUAI Chong-fei, WANG Zi-han, HONG Wen-jian

(School of Automotive and Traffic Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159 China)

Abstract: An improved FBS-ABL algorithm is proposed to solve the problem that Fast Background Subtraction(FBS-ABL) is prone to ghosting in complex environments. The algorithm based on the foreground target detected by FBS-ABL algorithm, after find and match the pixel histogram of foreground object and its neighborhood, then determine whether there is a “ghost” in the target area and eliminate the ghost by changing the pixel values of target area. Meanwhile, reinitializing the background model for area that ghost object may be exist to suppress the ghost. Finally, the improved algorithm is validated through two different scenes, the result show that the proposed algorithm can effectively eliminate ghost and significantly increase the accuracy of moving object detection.

Keywords: background subtract; background modeling; moving object detection; ghost suppress

0 引言

随着机器视觉技术的发展, 智能视频监控也融入到生活的方方面面, 在公共安全、智慧交通、无人驾驶等领域发挥着巨大的作用, 目标检测是智能视频监控的基础, 同时也是实现目标跟踪等中高层任务不可或缺的一环。在目标检测当中, 常见的检测方法分为: 帧差法^[1]、光流法^[2]、背景减除法^[7]。由于背景减除法的鲁棒性很好, 能广泛应用于各种场景, 是目前最常用的运动目标检测方法。本文以背景减除法作为检测算法, 混合高斯模型^[8](GMM)和视觉背景提取算法^[9](Vibe)是两种经典的背景减除法, 混合高斯建模计算量较大, 在目标移动缓慢的时候造成拖影。Vibe利用首帧建立背景模型, 在后续检测过程中, 将当前像素和背景模型进行比较, 得到前景目标。

文献[10]提出了一种基于块的背景初始化方法, 通过计算块背景模型和当前帧之间的SAD来选择阈值, 该方法计算量小, 在大部分的平台都能满足实时性要求。文

献[11]在此基础上提出了一种基于自适应块学习的快速背景减除法(FBS-ABL), 该方法通过计算每个自适应块的期望值来计算学习速率, 对每个自适应块进行背景更新, 并且设计了一种自适应偏差来弥补间歇背景更新的滞后效应。

由于Vibe算法是利用首帧图像的像素点构建背景模型, 当首帧图像存在移动目标的情况会导致“鬼影”的发生。对于消除“鬼影”, 目前主要有以下几种解决方法: (1)初始化背景模型; (2)缩短“鬼影”存在时间; (3)先对前景检测结果进行“鬼影”判断, 找出“鬼影”, 再消除鬼影。文献[3]引入像素直方图概念进行“鬼影”判断。文献[4]改变了背景模型初始化的方式进而消除“鬼影”。文献[5]根据连续两帧和背景模型差分来判断“鬼影”。文献[6]采用前景目标和其邻域区域的梯度直方图匹配系数判断“鬼影”。

FBS-ABL算法在背景更新过程中, 满足评估阈值的块会有一些的比例融入背景模型, 从而在后续帧造成“鬼影”, 针对这个问题, 本文提出一种改进的FBS-ABL目标检测算法, 通过FBS-ABL算法得到前景检测结果, 基于形态学处理等方法对检测结果进行优化处理, 分别计

*基金项目: 辽宁省自然科学基金博士科研启动项目(2021-BS-164); 辽宁省教育厅基本科研项目(LJKZ0264); 沈阳理工大学引进高层次人才科研启动项目(9682)资助

收稿日期: 2023-09-06

算前景目标和邻域的像素直方图,将两者进行比较,依据相似程度对“鬼影”进行判断。并且再次初始化背景模型,抑制后续帧“鬼影”的出现。

1 FBS-ABL算法

FBS-ABL由4个部分组成:背景初始化(BSI)、背景建模(BGM)、背景减除(BGS)、生成前景掩膜(FMG)。

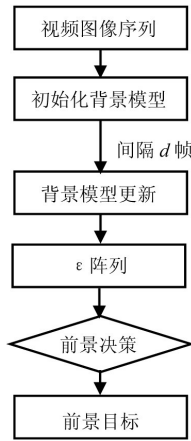


图1 FBS-ABL算法结构框图

1.1 背景初始化

背景模型初始化通常只会在背景减除过程之前执行一次,但实际上,由于动态背景环境下,背景模型会不断地更新,并积累一些小的噪音,所以为了得到“干净”的背景模型,可以有规律地进行背景模型初始化。背景模型通过视频序列的连续N帧图像建立,FBS-ABL算法是基于绝对差和(SAD)调整背景模型,在文献[2]中提出一种基于块的方法,将每个输入帧划分为 $w \times w$ 的块,然后计算下一帧的SAD值,每一个块的计算公式如下:

$$SAD^{(i,j)}(A|B) = \sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^w |A^{(i,j)}(x,y) - B^{(i,j)}(x,y)| \quad (1)$$

式中, (x,y) 是坐标为 (i,j) 块处的像素坐标,A是当前帧,B是下一帧, w 是块的大小。在连续N帧里面,由最小SAD值的块组成背景模型。

1.2 背景模型更新

背景模型分为两个部分,一个是块评估,一个是块的更新,在块评估的部分,满足等式的块就会按照自适应学习速率逐像素更新。每一个块都有不同的学习速率用来适应不同强度的区域。

1.2.1 块评估

$$\frac{|SAD^{(i,j)}(B_t|F_t) - SAD^{(i,j)}(F_{t-d}|F_t)|}{SAD^{(i,j)}(B_t|F_t)} > \rho \quad (2)$$

式中, B_t 代表当前背景, F_t 表示的是当前输入帧, F_{t-d} 表示历史帧, d 为更新延迟, ρ 是决策阈值,如果显著改变 ρ 的值,会在运动间隙的区域引起零星的假阳性和假阴性。

1.2.2 块更新

背景模型的更新公式为:

$$B_{t+1}^{(i,j)} = \begin{cases} U^{(i,j)}, & \text{if } value > \rho \\ B_t^{(i,j)}, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$U^{(i,j)}(x,y) = (1 - \alpha^{(i,j)})B_t^{(i,j)}(x,y) + \alpha^{(i,j)}F_t^{(i,j)}(x,y) \quad (4)$$

式中, ρ 表示的是块评估阶段的决策阈值, $U(i,j)$ 是需要更新的块, B_t 是当前的背景, B_{t+1} 表示更新的背景, F_t 为当前输入帧, α 是自适应学习速率。根据 B_t 和 F_t 之间的强度差来计算学习速率,公式为:

$$\alpha^{(i,j)} = \beta \left(-m \frac{E^{(i,j)}}{2^n - 1} + c \right) \quad (5)$$

式中, n 为灰度级, m 和 c 为两个超参数,两者的关系为 $m = c - 0.01$ 。

$$E^{(i,j)} = \frac{SAD^{(i,j)}(B_t|F_t)}{w^2} \quad (6)$$

期望 E 是当前背景和当前输入帧的绝对差相对于块大小的平均值。

$$\beta = \begin{cases} 8, & \text{if } (\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N E^{(i,j)}) / 0.65MN > T \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中, MN 代表一帧图像总的块数, T 是判断阈值。

1.3 更新记录矩阵

德尔塔 δ 记录了所有更新过的块,这个矩阵记录在背景减除过程中用于产生自适应偏差,自适应偏差可以让移动的物体停止移动后更慢地适应到背景中,对于静止的物体再次移动能更快适应,公式为:

$$D^{(i,j)}(x,y) = \alpha^{(i,j)}(B_t^{(i,j)}(x,y) - F_t^{(i,j)}(x,y)) \quad (8)$$

$$\delta_{t+1}^{(i,j)}(x,y) = \begin{cases} \delta_t^{(i,j)}(x,y) + |D^{(i,j)}(x,y)|, \\ \text{if } E^{(i,j)} > \tau \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

1.4 ε阵列

ε 阵列在背景减除期间提供自适应偏差的权重来抵消背景缓慢更新的影响, δ 与 ε 的关系式为:

$$u_0^{(i,j)} = u \left(\frac{E^{(i,j)}}{2^n - 1} \right) + v \quad (10)$$

$$u(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{if } u_0^{(i,j)} > 1 \\ u_0^{(i,j)}, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

$$\varepsilon^{(i,j)} = u^{(i,j)} \delta_{t+1}^{(i,j)} \quad (12)$$

1.5 背景减除

背景减除过程是为了从输入帧中得到前景物体,通过输入帧和背景模型相减,在FBS-ABL中,差分图像S的生成过程如下所示:

$$S(x,y) = a_k * F_t(x,y) - \varepsilon(x,y) - a_k * B_t(x,y) \quad (13)$$

式中, $a_k * I(x,y)$ 表示对图像的卷积过程, k 为平均滤波器 a_k 的卷积核大小, $3 \leq k \leq 9$,其中 k 也可以看作是动态灵敏

度参数。

1.6 前景掩膜生成

生成前景掩膜的目的是将差值图像 $S(x, y)$ 转换为二值图像。阈值操作是通过实现硬阈值 T 来完成的。来自于该阈值以下的经过过滤的差分图像 $a_0 * S(x, y)$ 的值被标记为背景, 否则为前景。

2 鬼影分析

在更新背景模型的过程中, 原始算法的背景模型更新是由 α, β, m, c 等超参数所决定, 根据式(7), 当输入帧发生了全局变化的时候, β 会增大。此时原算法的背景模型更新过程中, 当前帧的像素值会占据极大的比例, 从而使得背景模型中很多块变为当前帧, 在一个复杂的动态背景中, 容易出现误检, 影响检测精度。

3 改进的FBS-ABL算法

本文针对原始FBS-ABL算法检测结果产生“鬼影”的问题提出一种改进的FBS-ABL算法, 算法的流程图如图2所示。

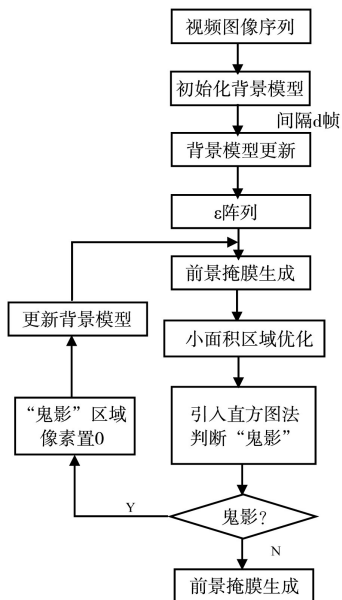
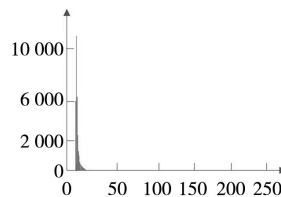
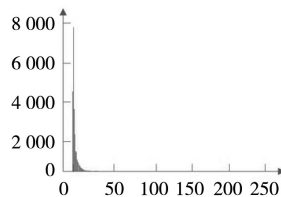
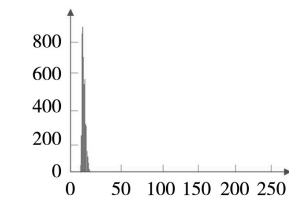
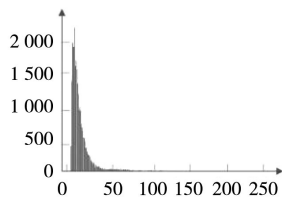


图2 改进的FBS-ABL算法的结构流程图

3.1 “鬼影”的消除

改进算法的主要步骤:



(a) 运动目标像素直方图

(b) 运动目标邻域直方图

(c) “鬼影”区域直方图

(d) “鬼影”邻域直方图

图4 梯度方向直方图对比

(1) 前景目标检测

由于FBS-ABL算法原理简单, 运算效率高等优点, 利用FBS-ABL算法得到前景运动目标检测图可以提升检测效率, 本文使用FBS-ABL算法检测视频序列中的前景目标, 得到运动目标集合。

(2) 检测结果优化

FBS-ABL算法在复杂的动态背景下, 其检测结果含有虚假小目标与噪声干扰会影响检测精度, 为了解决这种影响, 构造所有前景运动目标的外接矩形, 并和阈值进行比较, 公式为:

$$object = \begin{cases} F, Srec \geq S \\ B, Srec < S \end{cases} \quad (14)$$

式中, $object$ 代表被检测到的前景物体, F 为前景, B 为背景, S 代表设定的阈值, $Srec$ 为检测到的前景物体的外接矩阵。

(3) “鬼影”检测

经过以上步骤, 得到精确的前景目标, 依次对每一个前景目标计算前景目标和邻域的像素直方图, 计算两者的巴氏距离, 然后根据式(16)对进行“鬼影”判断。

3.2 基于像素直方图的“鬼影”检测



图3 真实运动目标前景和鬼影

根据前景连通区域轮廓所得到的外接矩形如图3所示, 本文用 D 表示外接矩形区域, DF 表示移动目标所在区域, DB 表示移动目标的邻域背景区域, 即 $DB = D - DF$, 求得 DF 所在区域的像素直方图, 再求得 DB 区域的像素直方图, 将两个像素直方图进行相似度匹配, 如果两个直方图相似度较低, 说明目标区域和其邻域背景的颜色相差较大, 反之则说明两个区域的颜色分布相近。

由图4可以看出, 运动目标像素直方图和运动目标邻域背景像素直方图相似度较低, 而“鬼影”区域像素直方图和“鬼影”区域邻域背景像素直方图比较相似, 该区域的颜色分布比较接近。

直方图的相似度匹配主要有相关性比较(correlation)、卡方比较(Chi-Square)、十字交叉性(Intersection)、巴氏距离(Bhattacharyya distance),本文选择用巴氏距离 $d(H_1, H_2)$ 作为直方图相似度匹配的系数, $d(H_1, H_2)$ 越大,表示 H_1, H_2 的相似性越小,其公式如下:

$$d(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \frac{1}{\sqrt{H_1 H_2 N^2}} \sum_I \sqrt{H_1(I) \cdot H_2(I)}} \quad (15)$$

巴氏距离反映了两个直方图的相似程度,如果两个直方图的巴氏距离很小,说明运动目标区域和邻域背景区域的颜色分布近似,判定为“鬼影”区域。反之,如果巴氏距离很大,说明运动目标区域和其邻域背景区域的颜色分布相差较大,运动目标区域内存在实际的运动目标。

$$K = \begin{cases} \text{鬼影目标, } d(H_1, H_2) < t \\ \text{真实前景目标, 其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中, H_1 和 H_2 分别表示外接矩形框的目标区域及其邻域区域的直方图,若两者的巴氏距离小于 t ,则该区域被判定为“鬼影”区域,进行“鬼影”消除,将“鬼影”区域的像素置0,并且重新初始化该区域的背景模型,反之,则是真实的运动目标。经实验验证,本文选取的阈值 t 为0.46。



(a) 当前帧



(b) 原算法检测结果



(c) 本文算法检测结果

图5 highway视频序列实验结果



(a) 当前帧



(b) 原算法检测结果



(c) 本文算法检测结果

图6 office视频序列实验结果

从实验结果可知,图5(a)为highway视频序列的295帧,图5(b)是原算法FBS-ABL的检测前景图,由于树叶和光照的变化,式(6)中的全局变量 β 增大,导致检测结果存在微小的噪声以及“鬼影”现象,图5(c)是本文算法的检测结果,可以看出有效消除了“鬼影”和噪声。

图6是office视频序列基于原始FBS-ABL算法和本文算法的实验结果。其中,图6(a)为office视频序列的2008帧,图6(b)是原算法FBS-ABL的检测,运动目标长时间处于静止状态导致运动目标区域融入背景模型,

4 实验结果分析

4.1 实验结果与参数设置

实验环境为AMD R9,处理器主频为3.3 GHz,系统内存为16 GB,软件环境为Windows 10,vs2019,opencv 3.4.6各参数在实验中的取值: $w=16, N=20, \rho=0.5, n=8, c=0.11, T=20, u=1.275, v=0.15$ 。

为了对本文算法的有效性进行验证,本节选取了CD-net2014数据集中的“highway”视频序列和“office”视频序列来进行测试。其中“highway”视频序列的背景较复杂,存在着树枝摆动以及光照变化,以及视频帧中有较多的运动目标,该视频序列主要用来测试在较复杂的背景下,原FBS-ABL算法在全局变量 β 变化情况下产生“鬼影”现象以及本文算法对“鬼影”的消除,“office”视频序列无抖动,无光照变化,但是存在移动目标较长时间静止不动的现象,主要用来测试原FBS-ABL算法对于目标间隙运动的视频序列的“鬼影”现象以及本文算法对“鬼影”的有效消除。图5是highway视频序列基于原始FBS-ABL算法和本文算法的实验结果。

在后续帧当中形成了“鬼影”,图6(c)是本文算法的检测结果,通过引入外接矩形直方图相似度比较,虽然运算速度有所降低,但有效消除了“鬼影”,提高了检测精度。

4.2 实验评价指标

为了客观验证本文提出算法的性能,采用准确率(precision),召回率(Recall)以及F度量值三个指标作为定量评判标准,公式为:

$$P_r = \frac{TP}{TP + FP} \quad (17)$$

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} \quad (18)$$

$$Fm = 2 * Pr * Re / (Pr + Re) \quad (19)$$

式中, TP 为正确检测到的前景目标数, FP 为错误的前景目标数, FN 为错误的背景数, 即没有检测到的前景目标。 Fm 是 F 度量值, Pr 是准确率, Re 是召回率, Precision, Recall 以及 F 度量值的值越大说明检测效果越好。

以highway视频序列为样本计算原算法和改进后的算法的各指标, 如图(7)所示。由图可知改进后的算法在各项指标都明显优于原算法:

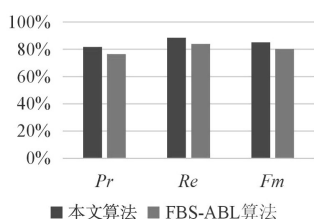


图7 算法性能指标对比图

5 结束语

FBS-ABL算法具有运算快, 易实现, 适用于各种嵌入式平台等优点, 但是当背景环境复杂时, 全局变量 β 会增大, 当前帧的块会融入背景模型当中, 导致后续帧出现“鬼影”现象, 从而影响检测结果的精确度。为了解决这个问题, 本文提出了一种改进的FBS-ABL算法, 基于原FBS-ABL算法得到的检测结果图, 构造每一个前景目标的外接矩形, 利用运动目标区域和其邻域背景区域的像素直方图匹配系数来检测“鬼影”, 从而对“鬼影”实现消除。经过两个视频序列的验证, 本文算法能够有效地消除“鬼影”现象, 并且保留了原算法运算快的优点, 同时满足实时性要求, 对于目标检测的准确率有着明显提升。

参考文献:

[1] 张应辉, 刘养硕. 基于帧差法和背景差法的运动目标检测[J]. 计算机技术与应用, 2017, 27(2): 25-28.

[2] 张丽平, 范红, 王璐瑶, 张宇涵. 利用光流法实现运动目标提取的研究[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(1): 83-87.

[3] 陈权, 黄俊, 徐访. 改进视觉背景提取算法在室内的研究[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(6): 1250-1255.

[4] 杨丹, 戴芳. 运动目标检测的ViBe算法改进[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(12): 1813-1828.

[5] 魏洪涛, 李瑾, 吴细秀. 融合帧差和ViBe的运动目标检测算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(5): 1565-1567, 1571.

[6] 王冰洋, 孟卿卿. 一种改进视觉背景提取算法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22): 104-108.

[7] Hofmann, M., Tiefenbacher, P., Rigo II, G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 38-43.

[8] Stauffer, C., Grimson, W. E. L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]. In: Proceedings. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1999: 246-252.

[9] Kazmi, I. K., LiHua, Y., JianJun, Z. A survey of 2D and 3D shape descriptors[C]. Proc of the 10th International Conference on Computer Graphics Imaging and Visualization Washington DC. IEEE, 2013: 1-10.

[10] Elharrouss, O., Abbad, A., Moujahid, D., Tairi, H. Moving object detection zone using a block-based background model[C]. IET Comput Vis. 2018: 86-94.

[11] Montero, V. J., Jung, W.-Y., Jeong, Y.-J. Fast background subtraction with adaptive block learning using expectation value suitable for real-time moving object detection[J]. Real-Time Image Process, 2021: 1-15.

作者简介: 陈春林(1997-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 机器视觉, 智能视频监控与跟踪等。

通信作者: 槐春飞(1987-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 复杂包络齿面的计算机图形处理, 机器视觉, 齿轮传动基础理论等。

(上接第10页)

[8] 袁世培, 张毅, 蒋翔, 罗元. 基于深度图像的移动机器人动态避障算法[J]. 控制工程, 2013, 20(4): 663-666.

[9] 陈骏岭, 秦小麟, 李星罗, 周杨洪, 鲍斌国. 基于人工势场的多机器人协同避障[J]. 科技传播, 2019, 15(23): 221-225.

[10] 李培鹏, 徐贺, 李鹏, 周雪山. 移动机器人目标跟踪与避障方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.

[11] 尹磊, 彭建盛, 江国来, 欧勇盛. 低成本激光和视觉相结合的同步行定位与建图研究[J]. 自然科学, 2019, 8(2): 13-21.

[12] 赵宏伟. 基于移动机器人平台的目标识别算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.

[13] 徐海黎, 万旭, 邢强, 阮有兵. 基于深度信息的巡逻机器人

避障系统实现[J]. 自动化技术, 2020, 50(4): 89-92.

[14] 杨松, 洪涛, 朱良宽. 改进蚁群算法的森林防火移动机器人路径规划[J]. 森林工程, 2024, 40(1): 152-159.

[15] 王冠博, 赵一帆, 郭嘉, 杨俊东, 丁洪伟. 循迹避障智能小车的实验设计[J]. 实验科学与技术, 2021, 19(5): 39-47.

作者简介: 曾庆杨(1996-), 男, 本科, 研究方向: 智能控制系统设计。

通信作者: 王荣浩(1985-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 智能控制理论与应用。