

基于 ViBe 的复杂背景下的运动目标检测

张文雅 徐华中 罗杰

(武汉理工大学自动化学院 武汉 430070)

摘要 ViBe 算法简单、快速, 具有较好的前景检测性能, 是运动目标检测和背景建模的主要方法之一。但是在动态背景、相机抖动等户外视频中仍存在噪声和干扰等问题, 导致对前景运动目标的检测不准确。针对此问题, 提出用像素帧差值代替像素值来初始化背景样本模型的方法, 并根据背景动态变化自适应更新阈值来分割前景与背景。实验结果表明, 改进算法提高了前景检测的准确性, 对噪声干扰表现出了良好的鲁棒性。

关键词 运动目标检测, 背景建模, ViBe 算法, 帧差, 自适应阈值

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.057

Moving Objects Detection under Complex Background Based on ViBe

ZHANG Wen-ya XU Hua-zhong LUO Jie

(School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract Vibe algorithm is simple, fast, and has good foreground detection performance. It is one of the main methods of moving object detection background modeling. But it is still hard to detect the foreground for the outdoor video because of the complex background, such as camera shake or trembling leaves of the trees which leads to the inaccurate detection of the moving object. We presented a novel algorithm for moving object detection from a video. The improved approach of ViBe follows a new background model which uses the frame differencing instead of pixel value. Since the fixed threshold value of ViBe algorithm cannot reflect the change of background in real time, a method with self-adaptive threshold was proposed. The experimental results show that the improved algorithm can improve the accuracy of foreground detection, and it has good robustness against disturbance.

Keywords Moving object detection, Background modeling, ViBe algorithm, Frame differencing, Self-adaptive threshold

1 引言

运动目标检测^[1]指从视频中提取出感兴趣的运动目标, 其算法主要分为三大类: 背景差分法^[2-4]、帧间差分法^[5]和光流法^[6]。背景差分法是目前最有效的方法。

经典的背景差分法是 GMM^[7-9], 它将单一像素点所呈现的颜色用 M (一般取 3~5) 个高斯分布来近似, 能处理多模态的背景场景, 但是背景建模速度慢, 计算复杂度高, 更新参数难以调试。

2009 年, O. Barnich 等^[9]提出了一种全新的背景差分算法——ViBe (Visual Background Extractor) 算法。ViBe 是一种像素级的前景检测算法^[10-12], 它的特点是只用一帧图像快速初始化样本模型, 采用随机更新和邻域更新的背景模型更新方式。ViBe 算法因算法简单、快速等优点而受到重视, 但是在相机抖动、大风、下雨等户外视频中仍存在噪声干扰等问题。

为解决上述问题, 徐久强等^[13]提出了一种自适应阈值的

方法, 取当前像素与背景模型差的平均值为阈值, 其能适应环境变化, 但是在多扰动背景下平均阈值不一定是最佳阈值, 仍存在很多噪声。陈霖等^[14]将 ViBe 算法和粒子滤波跟踪算法相结合, 提高了前景检测的精确度, 但是计算量大, 并且在动态的背景中实时性较差。针对上述不足, 本文提出一种新的算法, 使用像素帧差值代替像素值, 解决了在动态背景中存在的噪声和扰动。同时, 对于 ViBe 算法固定阈值不能实时反映背景变化的问题, 提出改进的自适应阈值方法。

2 ViBe 算法

ViBe 算法是一种基于样本一致性的背景建模方法, 采用随机更新和邻域更新保证了样本值平滑的生命周期, 使检测更为准确。该算法包含 3 个部分: 背景建模、前景检测和模型更新。

(1) 背景建模

ViBe 算法假设相邻像素点具有相似的时空分布, 采用一

到稿日期: 2016-08-09 返修日期: 2016-10-27 本文受湖北省自然科学基金(2014CFB485)资助。

张文雅(1991-), 女, 硕士生, 主要研究方向为模式识别, E-mail: 762365382@qq.com; 徐华中(1958-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能控制、电力电子传动; 罗杰(1983-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能控制、图像处理。

帧图像初始化背景模型,从每个像素的 8 邻域中随机多次选取 N 个像素灰度值存放到 ViBe 模型的 N 个样本中。像素模型可表示为:

$$M(x) = \{v_1, v_2, \dots, v_N\} \quad (1)$$

其中, v_i 表示背景样本模型中的像素值, N 表示样本大小。

(2) 前景检测

通过将当前像素值与背景模型中对应的历史像素值进行比较来确定当前像素是否为前景像素。假设当前帧图像中像素 x 的像素值为 $v(x)$, 如图 1 所示, 其中 C_1, C_2 为二维颜色空间(C_1, C_2)的分量。 $S_{(R)}(v(x))$ 是以 $v(x)$ 为中心, R 为半径的区域, 用 $M(x)$ 落在 $S_{(R)}(v(x))$ 内的样本个数 M 来描述 $v(x)$ 与样本模型的相似度, 当 M 大于阈值时, 判断 $v(x)$ 为背景, 否则判断其为前景。

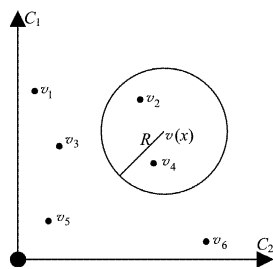


图 1 当前帧像素值与样本值在二维颜色空间的比较

(3) 模型更新

ViBe 算法采用随机更新策略, 设定更新概率为 λ 。当前像素 $v(x)$ 被判定为背景像素点后, $v(x)$ 有 $1/\lambda$ 的概率更新该像素点的背景样本模型, 随机替换样本模型中的一个。每一个样本经过时间 t 后仍被保留的概率为:

$$p(t) = e^{-\ln(\frac{N-1}{N})t} \quad (2)$$

该步骤保证了样本的平滑生命周期。同时为了保持像素空间的一致性, ViBe 算法采用相同的方法随机选择 8 邻域中的一个像素进行背景模型更新。

3 ViBe 改进算法

帧间差分法通过阈值化相邻两帧的差值来提取图像中的运动目标, 计算简单、速度快, 能够快速捕捉运动目标轮廓, 但是容易产生目标空洞以及提取的前景不完整等现象。通过利用帧差值构建类似 ViBe 模型则解决了上述问题。同时, 像素帧差值能更直观地表现背景的变化, 能更好地处理动态多扰动的户外视频。最后提出自适应阈值的方法, 以提高前景检测的准确度。

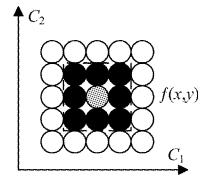
3.1 ViBe 背景模型改进

不同于 ViBe 算法, 为了更好地表达视频序列的改变, 采用帧差值代替像素值来初始化背景样本模型。背景中的每一个像素存储 N 个值作为现有的背景模型。假设 $f^1(x)$ 是 x 位置的第一帧像素值, 后续帧 $f^2(x), \dots, f^{N+1}(x)$ 通过与第一帧 $f^1(x)$ 做差得到背景模型初始样本值 $M(x)$ 。

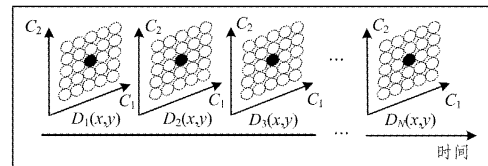
$$M(x) = \{D_1, D_2, \dots, D_N\} \quad (3)$$

$$D_i(x) = |f^i(x) - f^1(x)| \quad (4)$$

其中, $f^i(x)$ 是在 x 处的第 i 帧像素值, $M(x)$ 是 x 处的背景模型, $D_i(x)$ 是当前采样图像与第一帧图像的差值。



(a) ViBe 算法



(b) 改进算法

图 2 初始化背景模型对比图

3.2 应用自适应阈值的 ViBe 算法改进

为了分类当前像素, 定义一个球 $S_{(R)}(D(x))$, 它是以 $D(x)$ 为中心, R 为半径的区域, 用 $M(x)$ 落在 $S_{(R)}(D(x))$ 内的样本个数 M 来描述 $f(x)$ 与背景样本模型的相似度。当 M 大于阈值时, 判断 $f(x)$ 为背景, 否则判断其为前景。其中 $D(x)$ 是当前帧与第一帧的差值。

$$D(x) = |f(x) - f^1(x)| \quad (5)$$

其中, $f(x)$ 是当前像素值。

在 ViBe 算法中采用的是全局固定阈值, 当背景变化较大、阈值设置偏小时, 部分背景像素点就会被误检为前景点, 前景中就会出现很多噪声。

为了更精确地检测运动目标, 应该根据背景的动态程度自适应地设置阈值 R 。这就需要有一个判断背景动态变化的依据值, 定义 $d(x)$ 是判断背景动态程度的数据。

$$d(x) = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N |D(x) - D_i(x)| \right) \quad (6)$$

其中, $d(x)$ 为 $D(x)$ 与样本模型差值的平均值, 给定一个参数 β , 根据背景变化调试为合适的值, 取 $d(x) * \beta$ 为阈值判断的标准。

当前像素值与背景模型匹配成功后, 记录 $d(x)$ 。对于静态背景, $d(x)$ 趋于稳定; 对于动态背景, $d(x)$ 则较大, 根据 $d(x)$ 值自适应更新(Rx):

$$R(x) = \begin{cases} R(x) * (1 - \alpha_1), & \text{if } R(x) > d(x) * \beta \\ R(x) * (1 + \alpha_2), & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

其中, α_1, α_2 和 β 都是固定的参数, 对于趋于稳定的 $d(x)$ 值, $R(x)$ 值变化不大, 接近初始阈值; 当背景波动较大时, $R(x)$ 将逐渐增加, 最终也将趋于稳定值 $d(x) * \beta$ 。不同于文献[12], 用参数 β 调试可以得到更准确的阈值选择, 通过迭代增加或者减小阈值, 可以使背景更新更加平滑。

3.3 形态学处理

对图像进行前景分割后, 运动目标可能由于表面颜色、结构等影响形成空洞, 对变换后的二值图进行形态学滤波[15]可以更完整地提取前景抑制噪声。形态学的基本运算包括开运

算、闭运算、腐蚀和膨胀。开运算是先腐蚀再膨胀，闭运算是先膨胀再腐蚀。本文先通过闭运算链接目标，填充空洞，再通过开运算消除细小分散的目标。

4 实验结果

对改进的 ViBe 算法与 ViBe 原始算法以及经典背景差分混合高斯 GMM 进行对比实验。实验包括 1 组基准样本、1 组相机抖动的交通样本、1 组动态背景的户外样本。在实验中，视频参数设置如下：样本个数为 20，最小数目个数为 2，更新概率为 16。

第一组视频是 pedestrians，图 3 示出了该视频在第 581 帧的效果对比。对比图 3(b)–图 3(e)可知，Vibe 算法在两个

行人的腿部漏检了前景像素点，改进的 ViBe 算法和混合高斯 GMM 算法都有效地填补了原始 ViBe 算法的前景空洞。第二组视频是 traffic，图 4 示出了该视频第 1457 帧的效果对比。在这组样本视频中，由于相机的抖动，背景干扰很大，GMM 出现了大面积的误检，ViBe 算法和文献[12]算法表现较好，但是仍有较大的虚警区域，改进的 ViBe 算法大大减少了这些噪声，并且完好地提取出了前景。第三组视频是 fall，图 5 示出了该视频在第 3988 帧的效果对比。可以看到，由于大风天气、树叶摆动，混合高斯 GMM 在树叶摆动区域出现了很多噪声，但是提取的目标很完整，ViBe 算法和文献[12]算法在树叶摆动区域的噪声比 GMM 少，改进的 ViBe 算法表现最好。

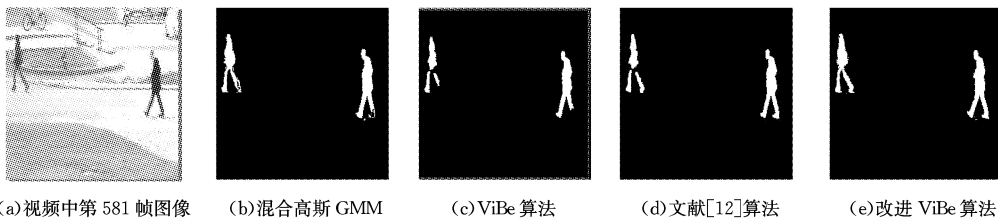


图 3 pedestrians 视频检测结果

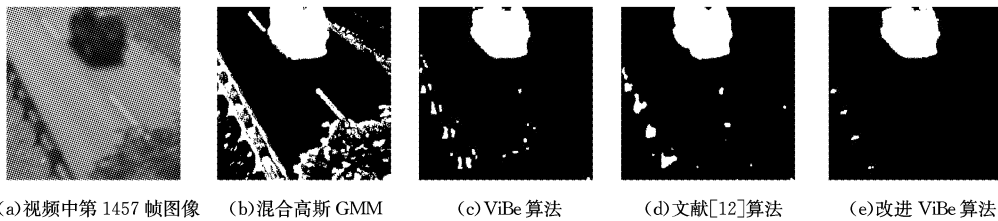


图 4 traffic 视频检测结果

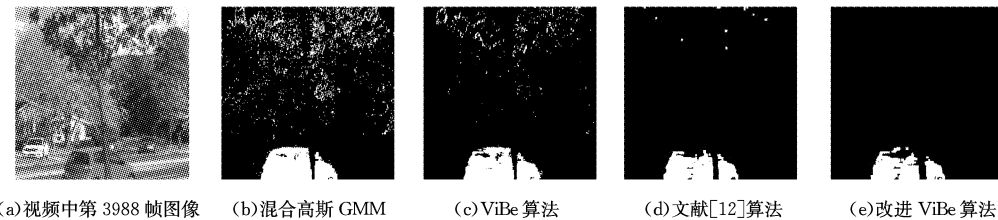


图 5 fall 视频检测结果

通过对比可以看出，混合高斯算法在背景环境干扰小时检测效果很好，但是在背景干扰比较大时改进 ViBe 算法相比其他算法能更好地进行前景检测。

为了进一步比较改进 ViBe 算法与原始 ViBe 算法和 GMM 之间的精确度，记录上述 3 个视频的实验数据，绘制 ROC 曲线图，如图 6 所示。ROC 曲线横坐标为假阳性率

FPR，纵坐标为真阳性率 TPR，计算公式如下：

$$TPR = TP / (TP + FN) \tag{8}$$

$$FPR = FP / (FP + TN) \tag{9}$$

其中， TP 为被预测为正样本的正样本数， FP 为被预测为正的负样本数， FN 为被预测为负的正样本数， TN 为被预测为负的负样本数。

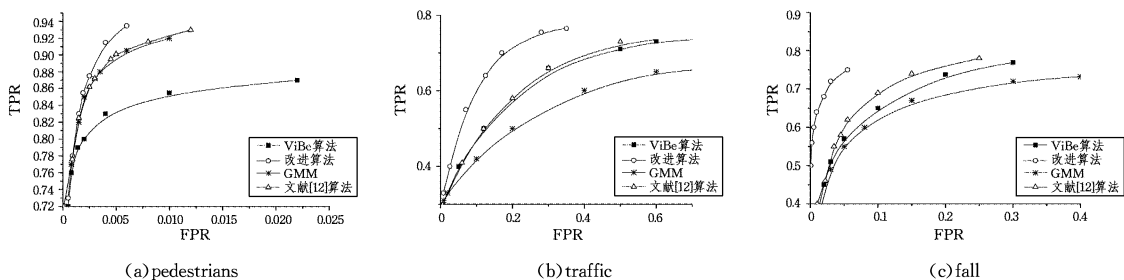


图 6 算法对比 ROC 曲线图

ROC 曲线描述前景检测的准确度,曲线越靠近纵轴(即 TPR),表示正确检测率越高;越靠近横轴(即 FPR),表示错误检测率越高。从图 6 可以看出,无论在基准背景还是在动态背景、相机抖动等干扰大的背景中,相比其他几种算法,改进的算法抗干扰能力更强,正确检测率更高,能更好地抑制噪声,提高了前景目标提取的效率。比如,在样本视频 fall 中,ROC 曲线在 FPR 为 5%时,TPR 最多提高了 47%。

表 1 列出了改进 ViBe 算法与文献[12]算法针对不同的 3 个样本测试计算出的精确度 Precision。精确度反映了在前景分割中被判定为前景的像素点中真正前景像素点的比重。从表 1 中可以看出,针对多扰动样本 Fall 和 Traffic,改进 ViBe 算法有更高的精确度。

$$Precision = TP / (TP + FP) \tag{10}$$

表 1 文献[12]算法与改进 ViBe 算法的精确度

视频	视频帧数	文献[12]	改进 ViBe
pedestrians	340	0.893	0.915
	350	0.861	0.879
	360	0.881	0.893
fall	3981	0.713	0.802
	3985	0.725	0.786
	3988	0.719	0.792
	1450	0.619	0.691
traffic	1455	0.627	0.712
	1459	0.631	0.706

结束语 针对传统背景差分在复杂的动态背景中因受到天气、光照、相机抖动等影响而造成前景分割不准确的问题,本文提出用帧差值代替像素值构建新型背景模型、用自适应阈值代替固定阈值的改进 ViBe 算法以适应动态变化的背景。实验结果表明,改进后的算法在复杂背景中有较好的前景检测效果,能够更好地抑制噪声。但是,该方法在运动目标较多且携带阴影时无法消除其阴影,容易造成前景目标的粘连,后续工作可以结合纹理特征等来检测阴影并进行移除。

参 考 文 献

[1] HE N N, DU J P. Research and Implementation of Ethernet Switch Simulation Software[J]. Journal of Food Science and Technology, 2009, 27(4): 34-37. (in Chinese)
何楠楠,杜军平. 智能视频监控中高效运动目标检测方法研究[J]. 食品科学技术学报, 2009, 27(4): 34-37.

[2] OLIVIER B, MARC V D. 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.

[3] HUANG X Y, GAO J Z, CHEUNG S S C, et al. Manifold Estimation in View-Based Feature Space for Face Synthesis across Poses[M]//Computer Vision-ACCV 2009. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 37-47.

[4] ZHAN C, DUAN X, XU S, et al. An Improved Moving Object

Detection Algorithm Based on Frame Difference and Edge Detection[C]//International Conference on Image and Graphics. IEEE Computer Society, 2007: 519-523.

[5] LI W, WU X, MATSUMOTO K, et al. Foreground detection based on optical flow and background subtract[C]//International Conference on Communications, Circuits and Systems. IEEE, 2010: 359-362.

[6] ALAN M M. Background Subtraction Techniques[J]. Proc of Image & Vision Computing, 2001, 2(2): 1135-1140.

[7] ZIVKOVIC Z. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction[C]//International Conference on Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2004: 28-31.

[8] HAINES T S F, XIANG T. Background Subtraction with Dirichlet Processes[M]//Computer Vision-ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 99-113.

[9] WANG S S, REN S Q. Improved moving Target Detection Algorithm based on mixed Gauss model[J]. Computer Science, 2015, 42(S2): 173-174. (in Chinese)
王思思,任世卿. 一种改进的基于混合高斯模型的运动目标检测算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(S2): 173-174.

[10] BARNICH O, DROOGENBROECK M V. ViBE: A powerful random technique to estimate the background in video sequences [C]//IEEE International Conference on Acoustics. 2009: 945-948.

[11] VAN DROOGENBROECK M, PAQUOT O. Background subtraction: Experiments and improvements for vibe[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2012: 32-37.

[12] HU X R, SUN H. Novel Moving Object Detection Method Based on VIBE[J]. Computer Science, 2014, 41(2): 149-152. (in Chinese)
胡小冉,孙涵. 一种新的基于 ViBe 的运动目标检测方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 149-152.

[13] XU J Q, JIANG P P, ZHU H B, et al. An Improved ViBe Algorithm for Moving Object Detection[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2015(9): 1227-1231. (in Chinese)
徐久强,江萍萍,朱宏博,等. 面向运动目标检测的 ViBe 算法改进[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2015(9): 1227-1231.

[14] CHEN L, YOU F, HU W. Research on moving objects extraction in surveillance scene[J]. Computer Engineering and Application, 2015, 51(22): 158-162. (in Chinese)
陈霖,尤枫,胡伟. 监控场景中的运动物体提取技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(22): 158-162.

[15] SUN S F, TAN Y S, MA X B, et al. ViBe foreground detection algorithm and its improvement with morphology post-processing for outdoor scene[J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(10): 159-162. (in Chinese)
孙水发,覃音诗,马先兵,等. 室外视频前景检测中的形态学改进 ViBe 算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(10): 159-162.