

一种新的基于 ViBe 的运动目标检测方法

胡小冉 孙 涵

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016)

摘 要 针对 ViBe 运动目标检测算法在实际环境中存在无法消除鬼影、阴影等干扰的问题,结合三帧差分、边缘检测等技术,提出了一种 ViBe 改进算法。预处理阶段通过三帧差分获得真实背景并消除鬼影,运动目标检测阶段结合先验知识和边缘检测方法获得真实的运动目标以消除阴影,目标描述与跟踪阶段运用像素标记分割方法得到目标描述并实现目标跟踪。实验结果表明,新方法在消除鬼影、阴影等干扰方面表现出了优越的性能,在交通监控实时视频流中具有理想的车辆检测和跟踪效果。

关键词 ViBe 改进,鬼影,阴影,运动目标检测,跟踪

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Novel Moving Object Detection Method Based on ViBe

HU Xiao-ran SUN Han

(College Computer Science & Technology, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract Because of such interferences as ghost and shadow which cannot be overcome by ViBe algorithm in moving object detection in practice, a new improved ViBe algorithm which combines inter-frame difference algorithm with edge detection technology was put forward in this paper. By using inter-frame difference algorithm in preprocessing stage, the true background can be gained and the ghost can be removed. And then according to prior knowledge and edge detection technology in moving object detection stage, the true moving object can be got to eliminate shadow. In addition, with pixel-labeled segmentation method, the description of moving object can be achieved and the object can be tracked. Eventually these methods are applied to real-time traffic surveillance video and the experimental results show that these proposed methods have good performance in removing interfaces like ghost and shadow in moving cars detection and tracking.

Keywords Improved ViBe, Ghost, Shadow, Moving object detection, Tracking

1 概述

运动目标检测和跟踪是计算机视觉领域的重要研究课题之一,它融合了图像处理、模式识别、人工智能以及自动控制等许多领域的知识,是一个跨学科的、富有挑战性的前沿课题。随着计算机技术、图像处理技术、高分辨传感技术的迅速发展,它在智能交通、军事公安等许多领域有着广泛的应用。但在复杂的现场环境中,诸如光线渐变、突变,动态背景,阴影,鬼影等干扰因素,给该技术带来了很大的挑战。

常用的运动目标检测方法有光流法^[1]、帧间差分法^[2]、背景减除法^[3-9]。背景减除法是目前运动检测中最常用的一种方法,主要思想是建立一个背景模型,并用该模型与视频中的每帧图像进行比较,图像与模型中相似的区域被认为是背景,而不能匹配上的区域称为前景,同时利用该图像信息更新背景模型,供下帧图像检测使用。van Droogenbroeck 等^[10]提出一种称为 ViBe 的背景减除算法,它具有计算量小、速度快的优点,但是对鬼影和阴影的滤除未做太多考虑。本文在此基

础上提出一种改进的 Vibe 运动目标检测方法,该方法结合图像处理中的相关技术^[11],最终在消除鬼影、阴影方面满足实际应用的要求。

在得到检测结果后,本文采用像素标记法^[12-14]进行目标分类。在不要求任何先验信息的前提下对二值图像进行扫描,并按像素间的连通性决定像素属于哪个分类,最后所有像素都有了标记该像素属于相应分类的特征量,从而实现跟踪运动目标。

2 ViBe 运动目标检测算法分析

2.1 ViBe 运动目标检测算法

ViBe 算法首先为图像中逐个像素点提供了历史值存储集合即背景模型,然后将当前图像的像素与背景模型中相同位置的像素进行比较,通过设定阈值判断当前像素是否为背景,当确定该像素是背景点时,随机地更新背景模型中该像素的一个历史值,同时随机更新邻域像素的一个历史值。主要分为以下 3 个方面:

到稿日期:2013-05-20 返修日期:2013-07-21 本文受国家自然科学基金项目(61203246),江苏省“青蓝工程”科技创新团队项目资助。

胡小冉(1989-),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:huxiaoran_nuaa@hotmail.com;孙 涵(1978-),男,博士,副教授,主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉等。

(1)背景建模

利用第一帧图像填充背景模型。填充方法为:随机地选取每个像素周围位置的像素值来填充背景模型中该像素的值。

(2)前景检测

前景检测属于分类问题,通过将当前像素与背景模型中对应的历史像素值进行比较,判断该像素是背景还是前景。

(3)模型更新

模型更新时引入随机策略。包含了3个方面:随机选取样本更新;随机决定是否更新背景模型;随机决定是否更新邻域像素。

2.2 ViBe 算法在实际应用中存在的问题

(1)鬼影。所谓鬼影是“一组连接点的集合,它在运动中可被检测到,但是不对应于任何真正移动的对象”^[8],即在背景图像里面存在前景目标。在 ViBe 算法中鬼影是由于在背景建模过程中将样本中运动目标错误初始化为背景造成的。虽然在后续的帧中可以通过更新背景模型来将鬼影消除,但是这一过程相对缓慢。同时由于鬼影的存在,在后续帧中如果有运动目标经过鬼影区域,将会降低运动目标检测的精度。

(2)阴影。将 ViBe 算法应用于实际拍摄的交通视频中,由于光照因素影响,车辆会产生阴影。由于阴影的存在,使得运动车辆目标的形状不能精确地获得,从而会影响车辆跟踪的效果。同时在 ViBe 的邻域随机更新过程中,会将背景错误更新为前景目标,导致在前景目标中有背景,造成在运动目标中产生腐蚀现象。

3 改进的 ViBe 算法及应用

基于在实际应用中存在的问题,本文提出了改进方法,整体流程图如图 1 所示。

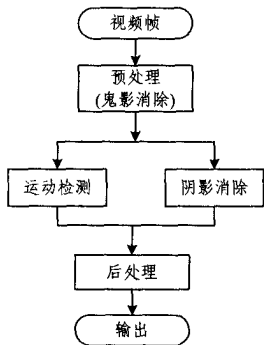


图 1 运动检测算法流程

3.1 基于三帧差分的预处理

在 ViBe 算法中,由于在背景样本的初始化过程中把运动目标错误初始化为背景,因此本文利用预处理过程来获取相对真实的背景。帧间差分法采用基于像素的时间差分并将其阈值化来提取图像中的运动区域,实现简单,计算量小,对光线等场景变化不太敏感,对动态环境具有较强的自适应性,其最大的优势在于速度快,且不会产生鬼影。但是帧间差分用于运动目标检测的效果很大程度上依赖于目标移动速度和所选的时间间隔,选择不当可导致检测不到目标、检测目标不完整或者错检为两个目标,不适用于运动目标速度变化的视频流中。本文预留视频的前 n 帧(当 $id < n$ 时)使用三帧差分运动目标检测方法得到运动目标的位置信息,通过运动特征在

不同帧中提取内容来填充真实背景。

预处理具体实现步骤为:

(1)设定预处理帧数 n 、帧处理步长 $step$,当前处理帧号 i ,背景生成帧号 t 。

(2)获得运动目标的位置信息:从第 t 帧开始,令 $i=t$,提取视频中灰度化处理后的第 $t-step$ 、 t 、 $t+step$ 帧图像做三帧差分,差分后的图像直方图具有明显的双峰特征,即背景和目标的类间方差很大。基于这种特性,使用大津阈值分割算法对结果进行二值化处理,获得第 t 帧图像中运动目标的位置。将第 t 帧中除移动目标位置外的部分作为真实的背景信息。

(3)运动目标位置填充:将当前处理帧后移 $step$ 帧(即 $i=i+step$),

当 $i < n$ 时:

用 $i-step$ 、 i 、 $i+step$ 做三帧差分,通过差分结果图像判断第 i 帧位于第 t 帧图像运动目标位置处是否有未填充的背景信息,

如果没有,转(3);

如果有,将第 i 帧此位置的像素填充为背景,同时填充该像素的八邻域:

若第 t 帧图像运动目标位置已经全部填充完毕转(4);

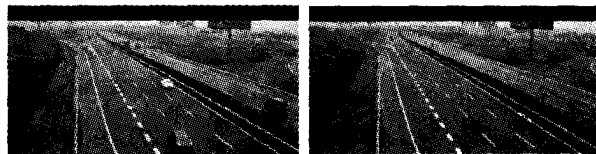
若第 t 帧图像运动目标位置未全部填充转(3);

当 $i \geq n$ 时:

则根据邻域的像素具有一个相似的时间分布,选择最近邻背景像素填充,转(4)。

(4)真实背景输出。

图 2(a)为原始图像,其中的运动目标会在初始化过程中错误地初始化为背景从而产生鬼影,图 2(b)为通过预处理步骤得到的真实背景。



(a)原始背景

(b)预处理步骤得到的真实背景

图 2 背景图像

3.2 基于 ViBe 的运动检测

运动检测具体实现步骤如下。

从第 i 帧开始:

(1)背景建模。用预处理步骤得到的真实背景来构建 20 幅背景样本。

对于每一帧图像:

(2)前景检测。对于图像中的每一个像素,计算与每一幅背景样本中对应像素的欧氏距离,设定阈值 $R=20$, $\#_{\min}=2$ 。即如果至少有 2 个结果小于 20,则判断该像素点为背景,转步骤(3),否则为前景。

(3)更新背景。如果当前像素判断是背景像素,设定时间二次抽样因子 $\varphi=16$,即随机选取背景样本中以 $1/16$ 的概率更新的样本。同时以 $1/16$ 的概率更新该像素的八邻域中的某一像素。

本文的实验过程中设置 $n=50$, $step=5$, $i=5$, $t=5$ 。使用传统 ViBe 算法需要 350 帧才可以将初始化过程中产生的鬼

影消除。而经过上述预处理步骤后,算法可以在预处理帧后完全克服鬼影,如图3所示。



(a) 原始 ViBe 算法第 50 帧,红色矩形框为图像中的鬼影 (b) 对应的在使用预处理步骤后的图像,可完全消除鬼影

图3 运动检测中鬼影消除效果

3.3 基于先验知识和边缘检测方法的阴影消除

因为运动车辆目标的边缘不随光照条件变化而变化,同时阴影是渐变的,没有明显的边缘特征,所以边缘信息是解决阴影问题的一个非常直接的方法。边缘检测方法中 Sobel 算子是按垂直和水平两个方向来计算梯度。由于实验视频中的车辆具有丰富的水平和垂直边缘信息,因此选择 Sobel 算子进行边缘检测消除阴影。

阴影消除的具体实现步骤:

(1) 运用 Sobel 算子边缘检测,提取运动目标的真实边缘。

(2) 使用大津阈值分割算法对边缘检测结果进行二值化处理。将得到的二值化图像与运动检测步骤得到的二值化图像相与,以在运动目标检测结果图像中消除阴影部分。

(3) 经过阴影消除步骤后,在运动目标中会产生空洞现象,并且针对邻域更新步骤中对运动目标的腐蚀,运用形态学连续的开运算来填充。本文采用的是像素宽度为 1 的膨胀和腐蚀,这样可以使目标物体更加清晰,减少噪声对其的影响。

实验结果如图4所示。

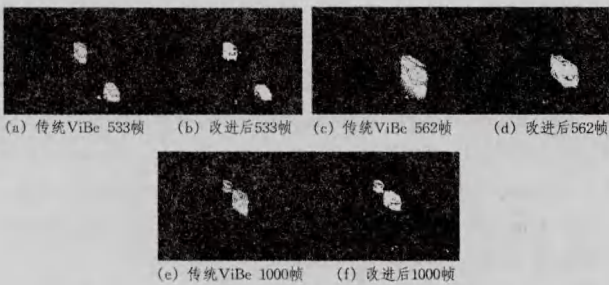


图4 传统 ViBe 和改进后的算法的效果比较

4 运动目标属性描述与目标跟踪

本文将在上述改进后的 ViBe 算法基础上对运动目标进行实时跟踪,使其可以运用到高速公路车流量统计、车辆违章等实际应用中。

运动目标属性描述与目标跟踪的描述:

Class $[i][j]$ 表示坐标 (i, j) 的像素属于哪个目标;
set(int)List 表示属于同一个矩形框的类别号集合;
set<set(int)>resultList 表示所有 List 的集合。

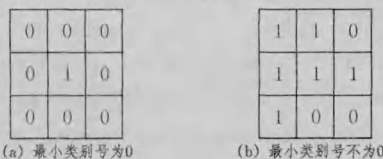


图5 矩形框模板

首先设定一个矩形框,将得到的二值化图像从左到右、从上到下进行逐矩形框扫描。要标记当前像素,则需要检查该像素所属矩形框中像素的最小类别号,背景的类别号为 0,所有像素的类别号初始化为 0。

(1) 第一次扫描

其功能是对二值化图像的每个像素进行标记分类。具体实现方法如下(以图5中矩形框模板为例):设用变量 T 来标志扫描中的所有不同的分类标记的数目。如果像素值为 1,检查该像素所属矩形框中像素的最小类别号 temp:

a. 若最小类别号 temp 为 0,如图5(a)所示,则将当前像素标记为新的类别号即 $T+1$,并赋予当前像素的 Class $[i][j]$ 。

b. 若最小类别号 temp 不为 0,以图5(b)举例说明,则将当前像素标记为 temp 类,将 temp 赋予当前像素的 Class $[i][j]$ 。

(2) 规划等价集合

其功能是将 resultList 中第一次扫描后所得到的 List 集合进行归并。即扫描 List 集合中的类别号,如果两个 List 集合中有至少有一个类别号相同,则取这两个集合的并集,并赋予新的类别号。此时属于同一目标的不同分类标记都建立了等价关系。

最终实验结果如图6所示。

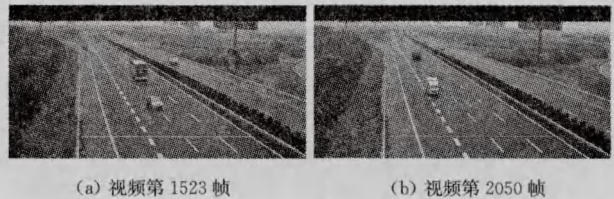


图6 运动目标检测与跟踪实验结果

算法运用在 Benchmark Dataset 阴影检测去除数据库 Highway1.avi 视频^[15]的实验结果如图7所示。



图7 数据集视频的实验结果

结束语 本文提出一种基于 ViBe 算法的改进的运动目标检测算法。实验表明,改进后的方法对于分辨率为 $480 * 320$ 的图像能够在 40ms 内处理完。算法通过历史背景采样,克服了背景的小幅度抖动、多类背景的影响;其中融合了三帧差分运动目标检测、边缘检测消除阴影、数学形态学等方法;在预处理步骤中消除了鬼影,在车辆运动过程中消除了由于光照影响造成的阴影,在后处理步骤中改善了对前景目标的腐蚀现象;在得到改善后的检测结果后,通过像素标记分割,达到了实时跟踪的效果。

参考文献

[1] Wixson L. Detecting Saliient Motion by Accumulating Directionally Consistent flow[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 774-780
[2] 张磊,史金飞,罗翔. 运动目标检测的差分图像法分析研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2007, 5(3): 7-12

- [3] Barnich O, van Droogenbroeck M. ViBe: A powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]// Proc. Int. Conf. Acoust, Speech Signal Process. 2009;945-948
- [4] Caseiro R, Henriques J, Martins P. Anonparametric riemannian framework on tensor field with application to foreground segmentation[C]//ICCV 2011. 2011;1-8
- [5] McIvor A. Background subtraction techniques[C]// Proc. Image Vis. Comput, Auckland. New Zealand, Nov. 2000
- [6] Benezeth Y, Jodoin P, Emile B. Review and evaluation of commonly-implemented background subtraction algorithms[C]// Proc. IEEE Int. Conf. Pattern Recognit. 2008;1-4
- [7] Parks D, Fels S. Evaluation of background subtraction algorithms with post-processing[C]// Proc. IEEE Int. Conf. Adv. Video Signal Based Surveillance. Santa Fe, New Mexico, 2008; 192-199
- [8] Joshi K A, Thakore D G. A Survey on Moving Object Detection and Tracking in Video Surveillance System[J]. International Journal of Soft Computing and Engineering, 2012, 2(3):44-48
- [9] Pander R P, Mishra N D, Gulhane S. Detection of moving object with the help of motion detection alarm system in video surveillance[J]. Journal of Signal and Image Processing, 2012, 2(3): 118-121
- [10] 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
- [11] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. 图像处理、分析与机器视觉[M]. 艾海舟, 武勃, 等译. 北京: 人民邮电出版社, 2003
- [12] 杨益军, 赵春椿, 汪文秉. 一种适合于目标检测的图像分割方法[J]. 信号处理, 2002, 18(2): 183-185
- [13] 张新宇, 刘广智, 李建勤. 一种图像分割的目标描述方法及实现[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(2): 219-222
- [14] 陈忠碧, 张启衡. 一种适合于多目标检测的图像分割方法[J]. 光电工程, 2004, 31(5): 34-37
- [15] <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow/>

(上接第 118 页)

法 LMS-MOEA/D 有效地处理多目标问题的能力。今后将对分解的方法、保持解的多样性等方面进行改进, 并用于解决更高维的和实际的多目标优化问题。

参 考 文 献

- [1] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [2] Zhou Ai-min, Qu B Y, Li Hui, et al. Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2011, 1(1): 32-49
- [3] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731
- [4] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究 [J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289
- [5] Li H, Zhang Q F. Multiobjective optimization problems with complicated pareto sets, MOEA/D and NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2): 284-302
- [6] Tan Yan-yan, Jiao Yong-chang, Li Hong, et al. A modification to MOEA/D-DE for multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets [J]. Information Sciences, 2012, 213(5): 14-38
- [7] Sindhya K, Miettinen K, Deb K. A hybrid framework for evolutionary multi-objective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(4): 495-511
- [8] Fang K T, Lin D K J, Winker P, et al. Uniform design: theory and application [J]. Technometrics, 2000, 42(3): 237-248
- [9] He J, Yao X. A game-theoretic approach for designing mixed mutation strategies [C]// Proceedings of the International Conference on Natural Computation. Berlin: Springer, 2005: 279-288
- [10] Dong Hong-bin, He Jun, Huang Hou-kuan, et al. Evolutionary programming using a mixed mutation strategy [J]. Information Sciences, 2007, 177(1): 312-327
- [11] Gong Mao-guo, Liu Chao, Jiao Li-cheng, et al. Hybrid immune algorithm with Lamarckian local search for multi-objective optimization [J]. Memetic Computing, 2010, 2(1): 47-67
- [12] Hansen M P. Use of substitute scalarizing functions to guide a local search based heuristic: The case of moTSP [J]. Journal of Heuristics, 2000, 6(3): 419-431
- [13] Jaszkiwicz A. Genetic local search for multi-objective combinatorial optimization [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 137(1): 50-71
- [14] Sindhya K, Deb K, Miettinen K. A local search based evolutionary multi-objective approach for fast and accurate convergence [C]// Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature-PPSN X. Berlin: Springer, 2008: 815-824
- [15] Talbi E G, Rahoual M, Mabed M, et al. A hybrid evolutionary approach for multicriteria optimization problems: Application to the flow shop [C]// Proceedings of the Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin: Springer, 2001: 416-428
- [16] Sindhya K, Deb K, Miettinen K. Improving convergence of evolutionary multi-objective optimization with local search: A concurrent-hybrid algorithm [J]. Natural Computing, 2011, 10(4): 1407-1430
- [17] Miettinen K. Nonlinear Multiobjective Optimization [M]. Boston: Kluwer, 1999
- [18] Huband S, Hingston P, Barone L, et al. A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(5): 477-506
- [19] Okabe T, Jin Y C, Olhofer M, et al. On test functions for evolutionary multi-objective optimization [C]// Proceedings of Parallel Problem Solving From Nature-PPSN VIII. Berlin: Springer, 2004: 792-802
- [20] Deb K, Sinha A, Kukkonen S. Multi-objective test problems, linkages, and evolutionary methodologies [C]// Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO'06). New York: ACM, 2006: 1141-1148
- [21] Li H, Zhang Q F. A multi-objective differential evolution based on decomposition for multi-objective optimization with variable linkages [C]// Proceedings of Parallel Problem Solving from Nature-PPSN IX. Berlin: Springer, 2006: 583-592