

融合 ViBe 与帧差法的交叉路口多车辆检测方法

高飞, 高炎, 徐云静, 卢书芳, 肖刚

(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023)

摘要: 前景检测的精确程度是交叉路口车辆检测的重要因素, 传统的基于背景建模的前景检测方法存在拖影现象, 并且通常难以分辨出无牌车辆, 针对上述问题, 提出一种融合 ViBe 与帧差法的前景检测算法, 并在此基础上结合车牌检测算法来检测场景当中的车辆; 首先, 结合帧差法和 ViBe 算法对背景像素点的判定结果, 采用不同更新因子更新背景模型, 其次, 使用一种多条件过滤车牌检测算法定位运动区域当中车牌, 最后, 以检测到的车牌中心为锚点, 定位出最终车牌区域; 实验结果表明, 该前景检测算法可有效应对交叉路口场景下的前景检测的拖影现象, 同时车辆检测算法可以准确检测出进入场景时的车辆, 并分辨出无牌车辆。

关键词: 前景检测; 车牌检测; 车辆检测; 智能交通

Multi Vehicle Detection Based on ViBe and Frame Difference Method

Gao Fei, Gao Yan, Xu Yunjing, Lu Shufang, Xiao Gang

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: The accuracy of foreground detection is an important factor to the intersection of vehicle detection. There's ghost phenomenon in traditional foreground detection method based on background modeling, and it's difficult to distinguish unlicensed vehicles. Aiming at the above problems, put forward a foreground detection method based on ViBe and frame difference, and combining with license plate detection result to detect vehicles in scene. Firstly, using different factor to update background model depend on the result of frame difference method and the ViBe algorithm. Secondly, a multi condition filter is applied to detect license plate in foreground. Finally, take the center of license plate as the anchor to locate vehicle area. The experimental results show that multi vehicle detection based on ViBe and frame difference method can effectively deal with the ghost phenomenon in intersection scene, at the same time the vehicle detection algorithm can accurately detect vehicles enters the scene, and identify unlicensed vehicles.

Keywords: foreground detection; license plate detection; vehicle detection; intelligent transportation system

0 引言

基于视频分析的交通车辆违章检测系统是智能交通领域的研究热点之一, 其中车辆检测是基础和关键技术之一, 为后续车辆跟踪以及车辆违章检测提供前提, 如何准确而又及时地检测出经过路口的车辆成为研究的重点。

通常, 交叉路口监控视频分辨率高, 背景复杂, 直接在全图中检测车辆往往耗时严重, 准确率也不高, 因此常用的方法主要为对视频进行背景建模, 提取出前景区域, 并在这些区域内进一步做车辆检测。

目前国内外常用的背景提取方法有: 1) 背景减除法^[1-2], 利用当前帧与参照的背景帧(或背景模型)之间的差异来检测运动目标; 由于只需要简单比较像素之间的差异, 因此该方法的速度非常快, 但是由于光照等环境因素的变化, 参照的背景模型需要持续更新, 并且更新算法的好坏对检测结果的影响很大; 另一方面, 该方法对于噪声干扰的鲁棒性也不好, 需结合滤波、形态学变化等去噪方法来使用; 2) 帧差法^[3], 作为最常用的目标检测算法, 使用相邻帧进行差分,

保留差异较大的像素作为运动目标; 该方法具有对运动变化敏感的优势, 但目标内部会留下空洞部分; 3) 参数化模型的方法, 混合高斯模型^[4](gaussian mixture model, GMM), 该方法利用统计原理, 为每个像素点构建单个或多个高斯分布模型, 从而分离出前景目标, 是目前常用的背景提取方法之一, 但由于该方法基于对历史像素点的概率统计, 当车辆启动或者骤停时, 不能快速把车辆前景提取中提取出来, 另外该方法也存在计算量大的问题, 难以应对高分辨率视频; 4) 直接计算背景像素值, 如中值法、均值法^[5]等, 该方法虽然计算效率较高, 但是易受到周期性噪声干扰的影响, 场景细微扰动比如相机抖动也会对其产生影响。

提取出前景区域之后, 需要将其分割为单一的车辆。文献^[6]结合 Grubcut 以及光流场, 基于前景目标颜色相似度对车辆进行分割, 但是光流场的计算复杂, 不适合实时检测; 文献^[7](contour feature point, CFP) 根据前景区域的轮廓特征对车辆进行分割, 但实际场景中由于光照产生的阴影等原因, 车辆之间的重叠区域并不一定是凹多边形, 从而无法准确分割; 文献^[8](vehicles skeleton corner, VSC) 通过对前景区域骨架角点进行检测及聚类来分割车辆, 该方法依赖于精确的骨架检测算法以及角点的检测结果, 但实际情况是角点与车辆骨架并非严格对应, 从而造成分割结果出现偏差; 文献^[9]使用 Adaboost 训练车辆模型, 在 GMM 分离得到的二值前景图中检测车辆, 该算法对于车辆粘连的情况效果不理想。

收稿日期: 2017-04-14; 修回日期: 2017-05-03。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61272310, 61402410); 浙江省自然科学基金项目(LQ14F020004, LY13F020029)。

作者简介: 高飞(1974-), 男, 四川邻水人, 博士生导师, 主要从事计算机视觉、图像处理方向的研究。

上述方法都被成功应用于各种不同的场合,并具有一定的适应性,但对于城市交叉路口监控视频中的车辆检测应用来说,目前多数路口都采用高清相机进行监控,上述前景检测方法存在计算量大的问题,无法满足实时性要求;在车辆检测阶段,上述方法多采用在检测到的前景上进行车辆检测,没有有效利用原始视频的信息,因此对于车辆检测的结果不够精确,并且也无法做到对于无牌车辆的判断。针对现有方法的不足,提出一种融合 ViBe^[10]与帧差法的交叉路口多车辆检测方法。

1 交叉路口前景检测算法

算法融合帧差法对于细微运动变化敏感的特点以及 ViBe 算法计算量小,结果准确的特点,其算法流如图 1 所示。

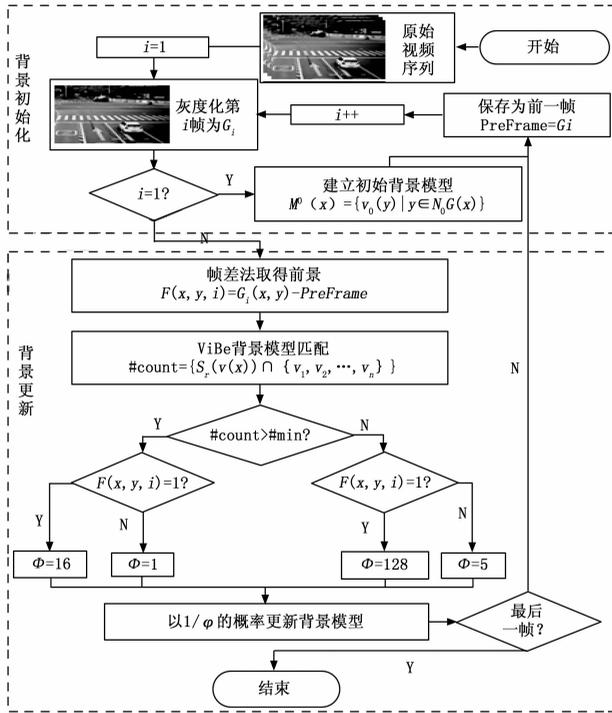


图 1 背景提取算法流程示意图

首先在背景初始化阶段使用 ViBe 算法对初始背景进行建模,并保留前一帧数据以用于帧差法;在背景更新阶段,通过帧差法标记可能为前景的区域,其中前进区域标记为 1,非前景区域标记为 0,ViBe 背景模型根据当前像素点与背景模型像素集的匹配次数是否大于最小阈值 #min 判别是否为前景,其中 1 表示背景,0 表示前景。根据帧差法与 ViBe 算法结果组合,产生以 4 种情况,对用不同的 Φ 取值,见表 1。

表 1 4 种情况下 Φ 的取值

	# count > # min	# count < # min
$F(x, y, i) = 1$	$\Phi = 16$	$\Phi = 128$
$F(x, y, i) = 0$	$\Phi = 1$	$\Phi = 5$

算法结合帧差法对背景区域的判定结果,对 Φ 的取值列为不同的等级,以快速对运动区域变化做出反应。当 ViBe 算法和帧差法都认为像素点为背景时,调整 $\Phi = 1$,立即对背景进行更新;当 ViBe 算法和帧差法都认为像素点为前景时,调

整 $\Phi = 128$,即以较小的概率更新背景,在实际使用时,该值可以调整为更小;当 ViBe 算法认为像素点是背景,而帧差法认为是前景,则对 ViBe 的检测结果更加信任,调整 $\Phi = 16$,以默认的更新因子更新;当 ViBe 算法认为是前景而帧差法认为是背景,则可能是 Ghost 区域,调整 $\Phi = 5$ 以一个较大的概率更新背景,快速去除 Ghost 区域。

2 前景区域车辆检测算法

对得到的前景区域,经过膨胀形态学操作后,以面积为条件,先去除那些明显不是车辆的小团块区域。以这些前景区域为掩码,在原始视频中进行快速车牌检测。

2.1 快速车牌定位算法

在前一节中得到了车辆的前景区域,以这些候选区域为掩码,在原始输入图像中得到对应的区域 I_{sub} ,并对 I_{sub} 做 BGR 三通道分离,得到分别对应于蓝色通道、红色通道和绿色通道和的灰度图 $G_b, G_g,$ 和 G_r ,根据式 (1) 计算得到灰度图 G_{sub} :

$$G_{sub} = G_r - \alpha * G_b \quad (1)$$

其中: α 表示光照系数,对于蓝牌和红牌, α 取不同光照系数。对 G_{sub} 使用最大类间方差法做二值化操作,得到对应二值图 B_{sub} ,并使用大小为 $11 * 1$,锚点在 (5, 0) 处的矩形结构元算子对 B_{sub} 进行膨胀操作,以填充车牌内部的字符区域。采用轮廓提取算法对 B_{sub} 进行轮廓提取,得到轮廓集合 $S = \{C_i | i = 1, 2, \dots, m\}$,其中 $C_i = \{(x_j, y_j) | j = 1, 2, \dots, n\}$ 表示集合 S 中第 i 个轮廓, (x, y) 表示轮廓中的点, n 表示点的个数, m 表示集合 S 中的轮廓数量。对于几个 S 中的每个轮廓 C_i ,按照如下步骤过滤:

1) 按面积条件过滤。计算 C_i 的最小外接矩形 $R_i = (x_i, y_i, w_i, h_i)$:

$$\begin{aligned} x_i &= \min\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\} \\ y_i &= \min\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\} \\ w_i &= \max\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\} - x_i \\ h_i &= \max\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\} - y_i \end{aligned} \quad (2)$$

其中: (x_i, y_i) 表示外接矩形的左上角, (w_i, h_i) 表示其宽和高。 $A = w_i * h_i$ 为外接矩形的面积,从 S 中剔除不满足 $\varphi * A_s < A < \lambda * A_s$ 的轮廓,其中 A_s 表示原始视频帧的面积, φ, λ 分别为事先设定的车牌面积占原始图像面积的最小和最大比例的阈值。

2) 按宽高比条件过滤。计算轮廓 C_i 外接矩形的宽高比 $r_i = w_i/h_i$,将那些不满足 $u < r_i < v$ 的轮廓从 S 中剔除,其中 u, v 分别为事先设定的最小和最大宽高比的阈值。

3) 灰度跳变过滤。根据外接矩形 R_i 从 G_{sub} 中截取对应的子图 K_i ,根据式 (3) 计算子图 K_i 中对应的灰度跳变行数 J_i :

$$J_i = \sum_{y=1}^{h_i} \begin{cases} 1, \sum_{x=2}^{w_i} \{1, G_{K_i,x,y} \neq G_{K_i,x-1,y}\} > \omega \\ 0, G_{K_i,x,y} = G_{K_i,x-1,y} \\ 0, others \end{cases} \quad (3)$$

式中, (w_i, h_i) 分别为 R_i 的宽高, ω 表示单行跳变阈值,跳变行数 J_i 表示子图 K_i 满足单行跳变阈值的行数, $G_{K_i,x,y}$ 表示子图 K_i 在横坐标为 x 、纵坐标为 y 处的像素点的灰度值。将那些不满足 $J_i < \theta$ 的轮廓从 S 中剔除,其中 θ 表示跳变行数

阈值。

4) 经上述步骤过滤, 最终 S 中剩下的轮廓 C_i 以及对应的外接矩形 R_i 即为最终车牌的轮廓和其外接矩形。

2.2 车牌与车辆位置关系分析

对于获得的车牌区域, 如图 2 所示的 3 种情况:

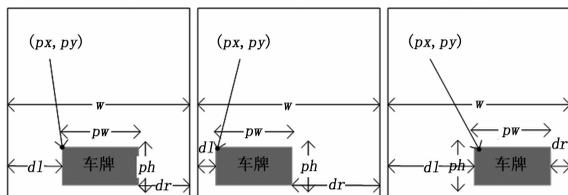


图 2 车与车牌位置关系的 3 种情况

其中: w 表示前景区域最小包络矩形 R 的宽, dl 表示车牌位置左边界与 R 左边界的距离, dr 表示车牌位置右边界域 R 右边界的距离, (px, py, pw, ph) 分别代表车牌区域左上角坐标以及宽和高, 根据下式可以区分车牌在左侧、中间还是右侧 3 种情况:

$$\begin{cases} \text{中间, } |dl - dr| < \zeta \cdot w \\ \text{右边, } |dl - dr| > \zeta \cdot w \text{ and } dl > dr \\ \text{左边, } |dl - dr| > \zeta \cdot w \text{ and } dl < dr \end{cases} \quad (4)$$

其中: ζ 是一个阈值系数, 根据实际情况, 取 $\zeta=1/2$ 即可区分出车牌的位置。根据 3 种情况, 分别调整车牌区域的左上角坐标:

$$\begin{cases} \text{左边, } px' = px + (dr - dl)/2 \\ \text{右边, } px' = px - (dl - dr)/2 \\ \text{中间, } px' = px \end{cases} \quad (5)$$

经过以上变换, 把车牌相对车辆的位置都变换到了中间这种情况, 因此, 车辆的矩形框 (B_x, B_y, B_w, B_h) 可以通过下式近似得出:

$$\begin{aligned} B_x &= px' - pw \\ B_y &= py - ph * 5 \\ B_w &= pw * 3.4 \\ B_h &= ph * 9 \end{aligned} \quad (6)$$

3 实验结果与分析

3.1 改进 ViBe 算法背景提取

实验选取了两段某交叉路口的监控视频, 其中视频 1 为车辆从运动状态逐渐停止的过程, 视频 2 为车辆从停止状态到起步的过程, 分别如图 3 与图 4 所示。

从图 3 可以看到, 在第 135 帧附近, 车辆开始停止, 到第 165 帧, ViBe 算法还能看到车辆的前景区域, 而改进算法的前景区域已经基本消失。在图 4 中, 车辆从 136 帧开始启动, 到第 174 帧附近, 改进算法已经基本消除了 Ghost 区域, 而 ViBe 算法还留有明显的 Ghost 区域。

3.2 车辆检测

实验选取了分辨率为 2714×1606 的某城市交叉路口监控视频, 在 Windows 10 系统下, 配置为 Intel (R) Core (TM) i5-4590 CPU @ 3.30GHZ, 8GB RAM 的计算机上进行实验对 CFP, VSC, GMM+Adaboost 以及基于改进 ViBe 的交叉路口多车辆检测方法进行了实验 (Multi-vehicle Detec-

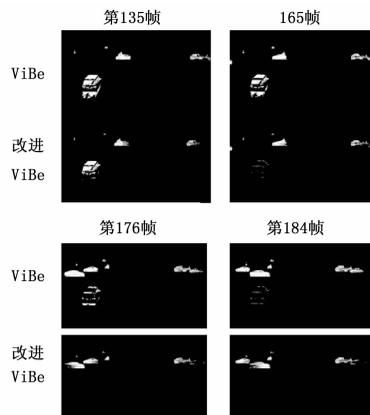


图 3 车辆从运动到停止状态

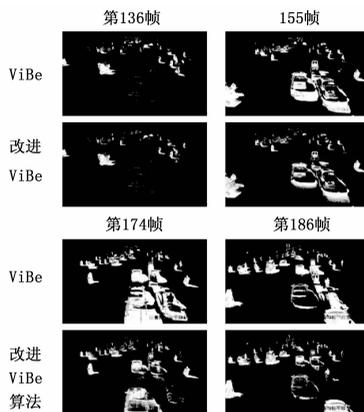


图 4 车辆从运动到停止状态

tion Based on Improve ViBe, 以下简称 MVD-ViBe), 选取 # 4825 帧分析, 如图 5 所示, 其中图 5 (f) 为手工标定的真实车辆区域。

4 算法讨论

4.1 定量与定性分析

在图 5 (b) 与图 5 (c) 中, 可以看出 CFP 算法与 VSC 算法检测车辆的效果不错, 但是对于车辆边缘, 尤其是阴影部分的去除并不理想; 在图 5 (d) 中 Adaboost 算法存在漏检情况和误检情况, 其中误检情况可能因电瓶车尾灯与汽车尾灯较为接近导致; 在图 5 (e) 中 MVD-ViBe 除检测车身边缘与手工标定区域有差异外, 车辆均完成检测到。

对上述算法进行定量分析, 采用准确率 (P_{acc})、误检率 (P_{false})、漏检率 (P_{miss}) 3 个指标对车辆检测进行评价, 上述 3 个指标公式如下:

$$P_{acc} = \frac{SOR}{OR + SR - SOR} \quad (7)$$

$$P_{false} = \frac{SR - SOR}{SR} \quad (8)$$

$$P_{miss} = \frac{OR - SOR}{OR} \quad (9)$$

其中: OR 指真实 (手工标定) 区域, SR 指检测区域, SOR 指重叠部分, 根据式 (7) (8) (9) 计算上述算法的车辆检测性能, 见表 2。

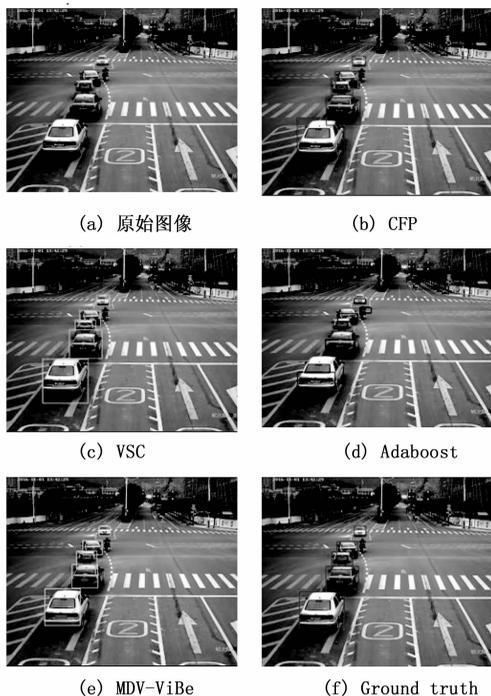


图 5 车辆检测效果对比

表 2 算法性能比较

车辆检测算法	准确率 $P_{acc}/\%$	误检率 $P_{false}/\%$	漏检率 $P_{miss}/\%$	单帧耗时 /ms
CFP	79.28	13.97	15.69	56.6
VSC	81.96	15.70	16.94	65.2
Adaboost	52.15	18.72	60.35	42.8
MDV-ViBe	83.05	10.27	20.01	32.0

通过表 2 可以看出, MDV-ViBe 在准确率以及误检率方面都是优于其他车辆检测算法的, 在漏检率方面, 由于是直接通过车牌比例关系来定位车身的, 车身体边缘与实际并非吻合, 因此漏检率会上升, 但并不影响对车辆的检测结果。后续工作可以结合前景检测结果来精确定位车身体边缘。在单帧耗时方面, MDV-ViBe 也优于其余算法, 能达到实时检测的要求。

实验还选取了 4 段分辨率为 $2\ 714 \times 1\ 606$ 的某城市交叉路口监控视频, 使用 MDV-ViBe 统计了每段视频中车辆检测正确率, 见表 3。

表 3 车辆检测结果统计

序号	蓝牌车/辆	正检蓝牌车/辆	误检蓝牌车/辆	蓝牌正确率/%	黄牌车/辆	正检黄牌车/辆	误检黄牌车/辆	黄牌正确率/%	每帧耗时/ms
1	72	69	1	95.8	5	3	2	60	32.2
2	42	40	2	95.2	3	3	1	100	31.8
3	26	25	0	96.2	0	0	2	/	31.7
4	34	31	0	91.1	1	1	1	100	32.0

综合表 3 中的数据, 4 个视频中对于交叉路口车辆检测的正确率为 94.0%, 平均每帧的处理时间约为 31.9 ms。从表 4

中可以看到 3 种算法对于蓝牌的正确率都在 90% 以上, 可以满足实际使用的要求。

4.2 算法局限性

此外, 经实验发现提出的车辆检测算法仍然具有一定的局限性, 表现在当后车车辆如果遮挡了前车车辆的车牌, 那么对于前车的检测就会失效, 如图 6 所示, 途中由于红色车辆被后面大车挡住车牌, 故无法检测到。从实际的应用角度出发, 前车车辆在整个过程中只要有一帧露出车牌即有很大的概率被检测到, 而自始至终被遮挡车牌的情况毕竟少数。从另一方面来说, 如果前车车牌无法被捕捉到, 那么即使违章了也无法找到车主, 因此在这种情况下即使没有检测到车辆也没有关系。



图 6 算法局限性

5 结论

在融合帧差法和 ViBe 算法各自的优点的基础上, 提出一种改进的 ViBe 前景检测算法, 在此基础上, 结合一种快速车牌检测算法, 对运动区域当中的车牌进行检测, 并把结果还原到原图中, 检测出车辆的位置。实验证明该车辆检测算法相比与已有的车辆检测算法有着较高的准确率较快的检测速度, 适合交叉路口实时检测环境。

参考文献:

- [1] 张小骏, 刘志镜, 陈 昆. 一种基于像素梯度信息的背景减除法 [J]. 计算机科学, 2015, 42 (8): 300-304.
- [2] 邵奇可, 周 宇, 李 路, 等. 复杂场景下自适应背景减除算法 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20 (6): 756-763.
- [3] 周 晓, 方玖琳, 郑定超. 基于三帧差分法和滑动平均背景的运动目标检测 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (5): 32-34.
- [4] 於正强, 潘 赞, 宦若虹. 一种结合帧差法和混合高斯的运动检测算法 [J]. 计算机应用与软件, 2015 (4): 129-132.
- [5] 刘妍江, 智 敏. 基于码本和运行期均值法的双层背景建模方法 [J]. 计算机工程与科学, 2016 (6): 1220-1224.
- [6] 呼延秀娟, 梁 英. 基于光流场和 Grabcut 算法融合的运动目标分割 [J]. 电子技术, 2015 (2): 3-6.
- [7] 朱世松, 樊菁芳, 朱洪锦. 基于轮廓特征点的重叠车辆检测与分割 [J]. 计算机工程, 2016, 42 (7): 244-250.
- [8] 李=娜, 陈俊艳, 刘 颖, 等. 基于骨架角点检测的粘连车辆分割 [J]. 西安邮电大学学报, 2015, 20 (6): 14-18.
- [9] 王相海, 秦钜鳌, 方玲玲. 基于感兴趣区域 AdaBoost 分类器的视频车辆检测研究 [J]. 辽宁师范大学学报 (自然科学版), 2014 (1): 52-62.
- [10] Barnich O, Van D M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences. [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (6): 1709-24.