



基于实时交通状况和自适应像素分割的运动车辆检测

孙敏, 李免, 赵玉舟, 孙伟, 张小瑞

引用本文:

孙敏, 李免, 赵玉舟, 等. 基于实时交通状况和自适应像素分割的运动车辆检测[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1454–1462.
SUN Min, LI Mian, ZHAO Yu-zhou, et al. Vehicle detection based on real-time traffic condition and adaptive pixel segmentation[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(10): 1454–1462.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0316>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于嵌入式车流量实时检测算法研究与实现

Research and implementation of real-time vehicle flow detection algorithm based on embedded system
液晶与显示. 2018, 33(9): 787–792 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183309.0787>

基于统计信息的改进滑动平均目标检测算法

Improved sliding average target detection algorithm based on statistical information
液晶与显示. 2018, 33(6): 497–503 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183306.0497>

结合自适应核函数的 Mean-shift 改进算法

Improved mean-shift algorithm combined with adaptive kernel function
液晶与显示. 2016, 31(12): 1143–1148 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163112.1143>

面向多区域视频监控的运动目标检测系统

System of multi-regions moving object detection in video surveillance
液晶与显示. 2015(3): 484–491 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153003.0484>

基于YOLO和嵌入式系统的车流量检测

Vehicle flow detection based on YOLO and embedded system
液晶与显示. 2019, 34(6): 613–618 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193406.0613>

文章编号:1007-2780(2021)10-1454-09

基于实时交通状况和自适应像素分割的 运动车辆检测

孙 敏¹, 李 免¹, 赵玉舟¹, 孙 伟^{1,2*}, 张小瑞^{2,3}

(1. 南京信息工程大学 自动化学院, 江苏 南京 210044;

2. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044;

3. 南京信息工程大学 无锡研究院, 江苏 无锡 214100)

摘要:车辆检测是车辆识别和跟踪的重要前提。为解决传统车辆检测算法无法兼顾检测的准确性与实时性的问题,本文提出一种基于实时交通状况和自适应像素分割的运动车辆检测算法。该算法采用多帧间隔图像建立初始背景模型,提出基于时-空变化度的背景区域变化评价方法,并基于时-空变化度制订了自适应的学习率更新策略。通过设置一个信任区间,并根据当前交通状况和像素点是否处于信任区间内来判断当前的背景模型是否需要更新,进而实现对运动车辆的准确、快速检测。改进后的像素自适应分割算法在不同场景中检测的性能指标 Recall、Precision 和 F-measure 分别达到 0.929, 0.864, 0.888, 均高于传统像素自适应分割算法,且算法的处理时间为 88.37 ms, 比传统像素自适应分割算法的运算速度快近 10 ms, 基本满足车辆检测所需的速度快、精度高、鲁棒性高等要求。

关键词:智能交通系统; 车辆检测; 像素自适应分割; 时-空变化度; 信任区间; 背景模型

中图分类号:TP391.41; U463.6 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2020-0316

Vehicle detection based on real-time traffic condition and adaptive pixel segmentation

SUN Min¹, LI Mian¹, ZHAO Yu-zhou¹, SUN Wei^{1,2*}, ZHANG Xiao-rui^{2,3}(1. School of Automation, Nanjing University of Information
Science & Technology, Nanjing 210044, China;2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and
Equipment Technology, Nanjing 210044, China;3. Wuxi Research Institute, Nanjing University of Information Science & Technology,
Wuxi 214100, China)

Abstract: In an intelligent transportation system, the vehicle detection is an important prerequisite for

收稿日期:2020-11-30; 修订日期:2021-02-20.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61304205, No. 61502240); 江苏省自然科学基金(No. BK20191401, No. BK20201136); 大学生实践创新训练计划(No. 202010300290, No. 202010300211, No. 202010300116E); 南京信息工程大学本科生优秀毕业设计(论文)支持计划
Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61304205, No. 61502240); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No. BK20191401, No. BK20201136); Innovation and Entrepreneurship Training Project of College Students (No. 202010300290, No. 202010300211, No. 202010300116E); Excellent graduation design (thesis) support program for undergraduates of NUIST

* 通信联系人, E-mail: sunw0125@163.com

vehicle tracking and identification. However, the traditional vehicle detection algorithms cannot effectively maintain a balance between accuracy and real-time performance. In this paper, a new moving vehicle detection algorithm based on improved adaptive pixel segmentation is proposed. The initial background model is established based on multi frame interval image, and an evaluation method of background region change is proposed based on the spatio-temporal variation degree. Based on this, an adaptive updating strategy of learning rate is formulated. By setting a trust interval, whether the current background model needs to be updated can be adaptively determined according to the current traffic conditions and pixels whether are in the trust interval, thereby the accurate and fast detection of moving vehicles are realized. The performance indicators of Recall, Precision and F-measure of the improved adaptive pixel segmentation algorithm in different scenarios are 0.929, 0.864 and 0.888, respectively, which are higher than the traditional adaptive pixel segmentation algorithm, and the processing time of the algorithm is 88.37 ms, nearly 10 ms faster than the traditional adaptive pixel segmentation algorithm. It basically meets the requirements of high speed, high precision and high robustness of vehicle detection.

Key words: intelligent transportation system; vehicle detection; pixel-based adaptive segmentation; time-space variation degree; trust interval; background model

1 引 言

在智能交通系统中,车辆检测是车辆跟踪、车辆识别的重要前提,良好的车辆检测会使后续的跟踪、识别更加准确、可靠,且对缓解日益严重的交通拥堵和方便大众出行具有重要的经济和社会意义。

目前常用的基于计算机视觉的车辆检测方法大致分为两类:(1)基于视频序列的车辆检测方法;(2)基于特征学习的车辆检测方法。

基于视频序列的车辆检测方法包括光流法^[1]、帧间差分法^[2]、背景减除法^[3]、Blob 分析^[4]等。光流法利用像素点矢量特性,根据运动速度建立光流场来分析运动目标,该方法计算复杂,对设备运算能力要求高,难以实现快速检测。帧间差分法是指在相邻帧图像之间做差分运算,将超过设定阈值的像素点作为运动目标,该方法速度快,但容易出现“空洞”现象,准确性较差。背景减除法需要建立合理的背景模型,但只适用于摄像头固定且初始场景相对稳定的场景,当目标在场景中缓慢移动时,容易出现“鬼影”,不能保证算法的准确性。

基于特征学习的车辆检测方法可分为基于人工特征的方法和基于自动特征的方法。在基于人工特征检测方面,陈华清^[5]等人提出基于

Hog 特征的检测模型,利用 Hog 特征的全局不变性对车辆进行全局特征提取。在基于自动特征检测方面,刘志成等人提出基于深度学习的多层卷积网络对车辆进行检测,如 DCNN^[6]、Yolo^[7]。邓淇天等人提出基于多特征融合的车辆检测算法^[8]。基于人工特征的方法对光照、拍摄视角以及汽车尺度变化比较敏感,易导致检测率和可靠性下降。基于自动特征的方法尽管能有效克服光照、车辆尺度变化的影响,但训练网络需要大量的数据样本,且模型训练时间长、硬件配置条件高。

传统基于像素的自适应分割器方法(Pixel-Based Adaptive Segmenter, PBAS)^[9]使用多帧连续图像来初始化背景模型,在一定程度上能缓解基于样本点的非参数背景模型的“鬼影”现象,具有类似人工特征检测模型的实时性和准确率,而且不像自动特征模型那样需要大量的训练样本和高的硬件配置。但面对车辆在场景中出现缓慢移动或短暂滞留情况时,传统 PBAS 方法在进行背景模型初始化时仍可能带入“鬼影”。并且传统 PBAS 算法需要实时计算更新背景模型参数,而在实际交通场景中背景模型是否需要更新跟车辆所处的交通状态直接相关,如果交通状态没有明显发生改变,就不需要实时更新背景模型参数;如果不加区分,直接实时地计算和更新背景模型参数反而会导致计算量

的急剧增加。因此,有必要对传统 PBAS 算法进行改进。

本文提出一种基于实时交通状况和自适应像素分割的车辆检测算法,其创新之处如下:(1)所提算法能根据车流量的多少对当前交通状况进行评估,根据评估结果自适应地决定是否需要对车辆检测的背景模型进行更新以及如何进行更新,从而显著提高车辆检测的准确率和实时性;(2)采用多帧不连续的间隔图像来构建理想的初始模型,在提高算法实时性的同时能降低因车辆缓慢移动或短暂滞留产生“鬼影”的概率;(3)提出基于时-空变化度的背景区域变化评价方法,联合时域变化度、空域结构变化度和空域颜色变化度,对背景区域是否发生变化进行评价,为背景模型是否需要更新提供可靠的决策依据;(4)基于时-空变化度制订自适应的学习率更新策略,通过设置信任区间,并根据当前交通状况和像素点是否处于信任区间内来判断当前的背景模型是否需要更新,从而大幅减小模型的计算量。

2 基于实时交通状况和自适应像素分割的车辆检测算法

传统 PBAS 方法在进行背景模型初始化时会带入“鬼影”^[10],并且由于 PBAS 算法需要更新前景-背景的判断阈值和学习率等参数导致每帧图像的处理速度降低,模型计算量随时间急剧增加,一定程度上会影响算法的实时性^[11]。

为解决传统 PBAS 方法的不足,本文从背景模型初始化、交通状况评估与信任区间更新、前景检测和背景更新 4 个方面对传统 PBAS 方法进行改进。

2.1 背景模型初始化

针对车辆在交通场景中出现缓慢移动或短暂滞留的情况,使用多帧不连续图像初始化背景模型,在降低“鬼影”产生的同时降低运算量。

假定像素 (x, y) 的背景模型为 $B'(x, y)$, 则背景模型初始化时,采用固定时间间隔的多帧背景图像为:

$$B'(x, y) = \{b_1(x, y), b_2(x, y), \dots, b_N(x, y)\} = \{I_1(x, y), I_{1+K}(x, y), \dots, I_{1+(N-1) \times K}(x, y)\}, \quad (1)$$

其中, K 为固定的时间间隔, I_1 是第一帧图像的像素值, $I_{1+(N-1) \times K}$ 为第 $1 + (N - 1) \times K$ 帧图像的像素值。将第一帧图像的像素值初始化为背景模型的第一个样本,将第 $1 + (N - 1) \times K$ 帧图片的像素值初始化为背景模型的第 N 个样本。后续实验表明,当 $K = 10$, $N = 20$ 时,模型能够取得较好的效果,既能防止车辆缓慢行驶或短暂滞留产生的“鬼影”现象,又能保证算法的实时性。

2.2 交通状况评估与信任区间更新

在城市交通环境中,交通状况的变化对 PABS 背景模型的更新影响较大^[12]。一般而言,当交通状况发生变化时,背景模型及参数需要及时更新以适应变化的交通场景;当交通状况保持不变时,背景模型及参数则不需要更新以保证算法的实时性^[12]。为了使模型能够适应实际的交通状况,本文提出一种改进的交通状态评估和信任区间更新方法。

首先,为任意像素点 (x, y) 设定信任时间段 $c(x, y)$, 并称该时间段为这个像素点的信任区

间。采用与文献[13]类似的交通状态评估方法,首先定义交通拥堵度 $P(x, y) = d(x, y) / f(x, y)$, 其中, $d(x, y)$ 表示信任区间内从第一帧到当前帧检测结束时像素点被检测为前景的次数, $f(x, y)$ 表示当前帧在信任区间的帧序数。然后根据 $P(x, y)$ 将当前交通状况简化为“通畅”、“轻微堵塞”和“堵塞”3 个状态,如式(2)所示:

$$S(x, y) = \begin{cases} \text{通畅}, & 0 < P(x, y) \leq 0.4 \\ \text{稍微拥堵}, & 0.4 < P(x, y) \leq 0.6 \\ \text{拥堵}, & 0.6 < P(x, y) \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

定义 $h(x, y)$ 为信任区间内像素点前景-背景之间转变的次数。 $h(x, y)$ 数值越小,表示该背景模型越稳定; $h(x, y)$ 数值越大,表示背景模型越不稳定,需要更新背景模型以获得稳定的背景模型。因此,在每个信任区间结束时,可以基于 $h(x, y)$ 和 $f(x, y)$ 判定每一像素点位置背景模型的稳定性,进而更新 $c(x, y)$ 的值。具体更新步骤如下:

(1)如果 $h(x,y)/f(x,y) < \tau_d$,意味着此时背景模型稳定,当前帧的背景模型应当被保留,信任区间接式(3)进行更新:

$$c(x,y) = \begin{cases} \min(c(x,y)+10, \maxc(x,y)), & \text{如果 } S(x,y) = \text{“畅通”}; \\ \min(c(x,y), \maxc(x,y)), & \text{如果 } S(x,y) = \text{“稍微拥堵”}; \\ \min(c(x,y)-3, \maxc(x,y)), & \text{如果 } S(x,y) = \text{“拥堵”}. \end{cases} \quad (3)$$

需要注意的是, τ_d 为预先设定的阈值,如果 τ_d 的值过大,算法则不能及时感应到交通状态的变化;如果其值设定的过小,算法对交通状态的变化会过于敏感,抗干扰性就会降低。通过大量的现场实验,本文设置 $\tau_d = 1/3$,能够较好地平衡算法的敏感性和抗干扰性。

(2)如果 $h(x,y)/f(x,y) \geq \tau_d$,意味着背景模型可能不稳定,则应更新当前背景模型以适应动态场景,此时信任区间接式(4)进行更新:

$$c(x,y) = \begin{cases} \max(c(x,y)-8, \minc(x,y)), & \text{如果 } S(x,y) = \text{“畅通”或“拥堵”}; \\ \max(c(x,y)-3, \minc(x,y)), & \text{如果 } S(x,y) = \text{“稍微拥堵”}. \end{cases} \quad (4)$$

在实际的更新过程中,令 $c(x,y) \in [\minc(x,y), \maxc(x,y)] = [25, 30]$,设 $c(x,y)$ 的初始值为 25,在信任区间更新后, $h(x,y)$ 、 $d(x,y)$ 、 $f(x,y)$ 的值都重置为 0。

2.3 前景检测

当 t 时刻像素值 $I_t(x,y)$ 和背景模型 $b'_M(x,y)$ 中样本的欧氏距离小于阈值 $R'(x,y)$ 时,称其与背景样本相匹配。如果匹配样本的个数大于最小数量 $U_{\min}$,则称 $I(x,y)$ 为背景,否则为前景。前景或背景像素的判断公式为:

$$F_t(x,y) = \begin{cases} \text{前景, 如果 } N_{\text{um}}\{\cdot\} < U_{\min} \\ \text{背景, 否则} \end{cases}, \quad (5)$$

其中, $N_{\text{um}}\{\cdot\}$ 表示背景样本中满足 $D_{\text{ist}}(I_t(x,y), b'_M(x,y)) < R'(x,y)$ 的样本数量, $D_{\text{ist}}(\cdot)$ 为当前帧像素值 $I_t(x,y)$ 与背景模型样本像素值 $b'_M(x,y)$ 的欧氏距离, $U_{\min}$ 为设定的阈值, $R'(x,y)$ 为自适应距离阈值。

为了提高判定背景区域是否发生变化的准确

性,本文提出了一种基于时-空变化度的背景区域变化评价方法,其中,空域变化度由区域结构变化度和颜色变化度两部分组成。

时域变化度 $V_t(x,y)$ 由最近的 N 帧图像中每帧图像与背景样本之间的最小欧氏距离的平均值表示,计算公式为: $V_t(x,y) = \sum_{k=1}^N \text{Min}(D_k(x,y))/N$ 。其中, $D_k(x,y)$ 表示当前帧图像 $I_k(x,y)$ 与背景样本 $B_k(x,y)$ 之间的欧氏距离。

空域结构变化度 $V_{s,s}(x,y)$ 的计算公式为:

$$V_{s,s}(x,y) = \sum_{k=1}^{N'} (D'_k(x,y))/N'。其中, D'_k(x,y) 表示当前帧图像梯度图与背景样本梯度图之间的欧氏距离, N' 为背景样本的个数, 梯度图利用 Sobel 算子得到, 其算子模板为:$$

$$f_v = \begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix}, f_h = \begin{vmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}. \quad (6)$$

空域颜色变化度 $V_{s,c}(x,y)$ 的计算公式为:

$$V_{s,c}(x,y) = \sum_{k=1}^{N'} (D''_k(x,y))/N'。其中, D''_k(x,y) 表示当前帧图像颜色分量图与背景样本颜色分量图之间的欧氏距离。$$

基于时域变化度、空域结构变化度和空域颜色变化度,提出的时-空变化度计算公式如式(7)所示:

$$V_{t,s}(x,y) = V_t(x,y) + \beta V_{s,s}(x,y) + \gamma V_{s,c}(x,y), \quad (7)$$

利用时-空变化度,按公式(8)更新判定阈值:

$$R'(x,y) = \begin{cases} R'(x,y) \times (1 - R_{\text{inc/dec}}), & \text{如果 } R'(x,y) > V_{t,s}(x,y) \times R_{\text{scale}}; \\ R'(x,y) \times (1 + R_{\text{inc/dec}}), & \text{否则.} \end{cases} \quad (8)$$

$R_{\text{inc/dec}}$ 表示阈值增加/减少参数, R_{scale} 表示全局参数, $R_{\text{inc/dec}} = 0.05$, $R_{\text{inc/dec}}$ 决定了 $R'(x,y)$ 的调整幅度。 $R_{\text{scale}} = 5$, 本文 $R'(x,y)$ 的最小值 R_{lower} 取值为 18, $R(x,y)$ 的初始值也设为 18。

此外,为了解决背景模型在更新过程中前景点易过快融入背景的问题,所提算法在学习率 $T(x,y)$ 中加入了自适应控制策略,如式(9)所示:

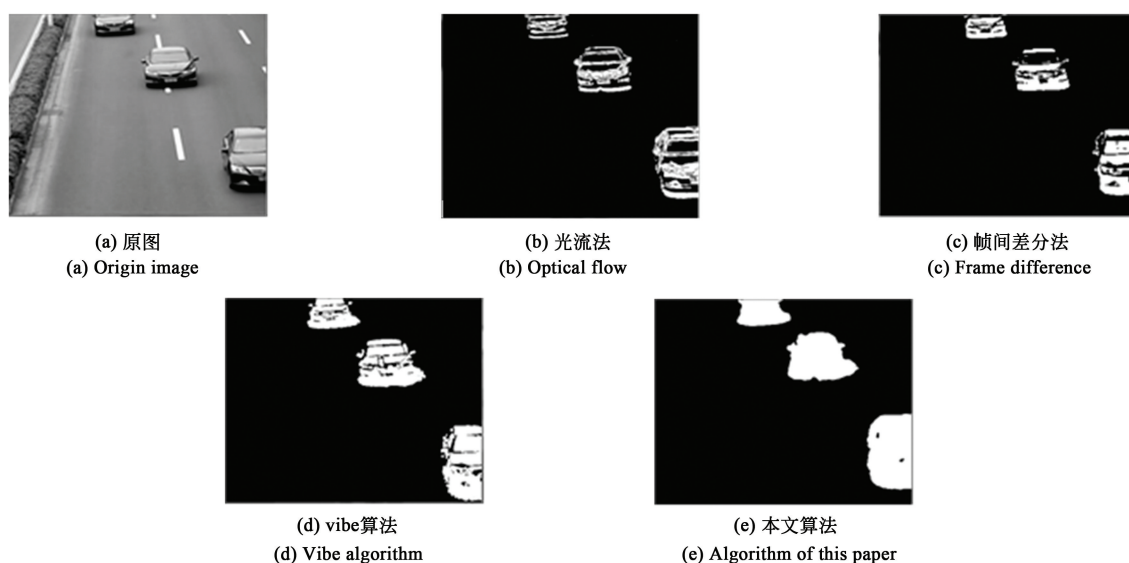


图 2 不同算法检测运动车辆对比结果

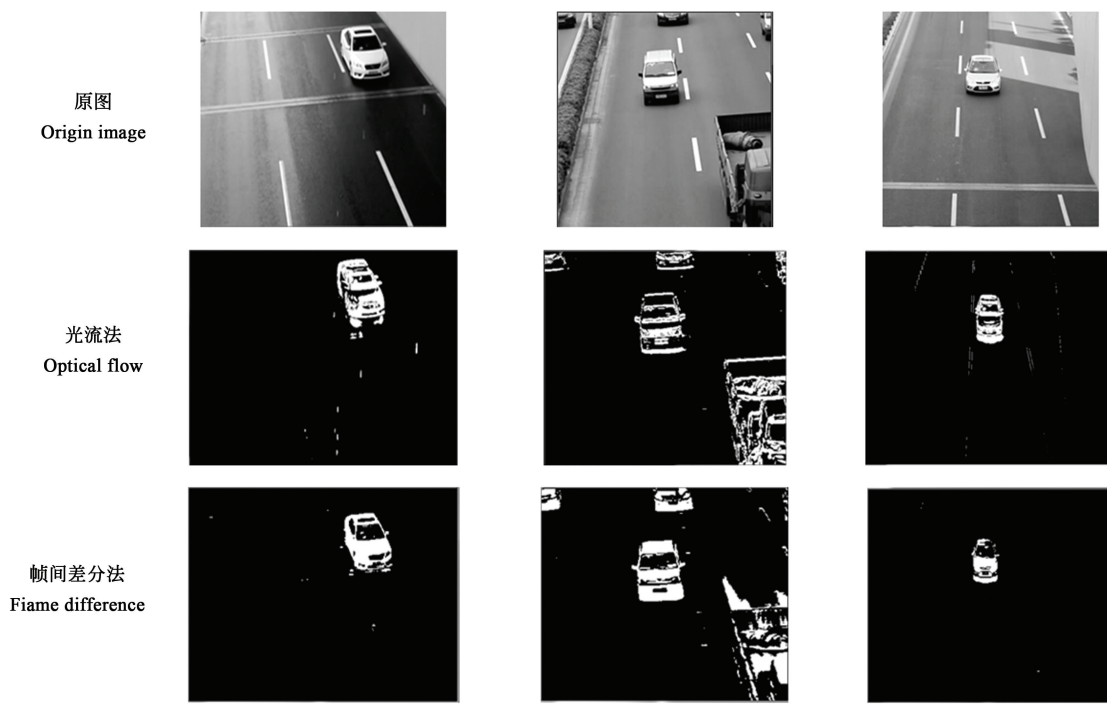
Fig.2 Results of different algorithms for detecting moving vehicles

运用 vibe 模型进行车辆检测减少了“空洞”现象,但同一车辆不同部分存在边界不连续的现象,且 vibe 模型计算量大,不能满足实时性的要求;图 2(e)是基于实时交通状况和自适应像素分割算法的车辆检测结果,从中可以看出,该算法保证了运动车辆的完整性,检测效果最佳。对比这 4 种算法可以得到,基于实时交通状况

和自适应像素分割的运动目标检测算法能够保证运动目标的完整性,且有效提高了运动车辆检测的准确性。

分别选取阴雨天气、多车检测、光照变化等复杂场景进行对比实验并进行分析,检测结果如图 3 所示。

在阴雨天气下,光照不足、空气中的流动雨滴



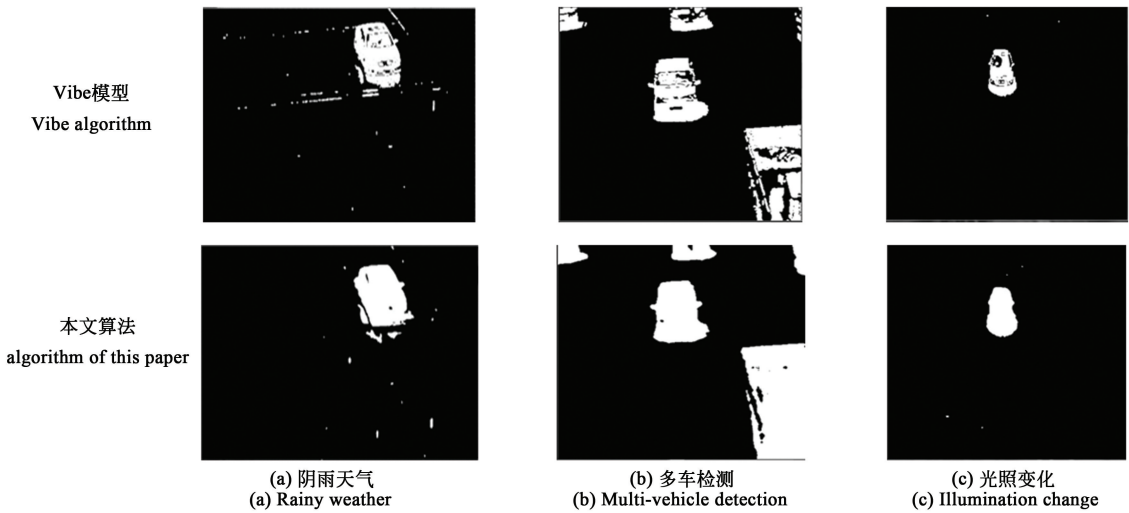


图 3 白天复杂场景下 4 种算法检测结果

Fig.3 Detection results of four algorithms in complex scenes

等因素给运动目标的检测造成干扰,光流法所检测出的车辆轮廓不连续,帧差法出现了明显的“空洞”现象,vibe 模型将周边的路标误检为前景,本文提出的算法较好地检测出了车辆的完整轮廓。多车检测中,光流法、帧差法、vibe 模型检测结果或多或少存在着空洞现象。由于周围建筑物遮挡,小车受到的光照由强变弱,光流法、帧差法、vibe 模型均不能完整地检测出运动车辆,而本文提出的算法能够在上述两个场景中清晰地检测出运动车辆,且噪声也较少。

由表 1 可知,本文算法在不同场景中检测的性能指标 Recall、Precision 和 F-measure 分别为 0.929,0.864,0.888,均高于其他检测算法。此外,由表 2 可知,本文算法的处理时间为 88.37 ms,比传统 PBAS 算法的运算速度快近 10 ms,能够更好地应对城市内快速变化的交通环境。综合表 1

表 1 5 种检测算法在 3 个场景下检测性能指标对比

Tab.1 Comparison of five detection algorithms in three scenarios

方法	Recall	Precision	F-measure
光流法	0.698	0.659	0.678
帧间差分法	0.498	0.548	0.599
Vibe 模型	0.746	0.752	0.761
传统 PBAS	0.869	0.817	0.831
本文算法	0.929	0.864	0.888

和表 2,在相同条件下,对相同场景的运动目标进行检测时,相较于传统 PBAS 算法,本文所提算法所用时间较短,同其他常用算法相比,本文所提算法的 Recall、Precision 和 F-measure 指标均为最高。

表 2 不同检测算法的平均处理时间

Tab.2 Average processing time of different detection algorithms (ms)

方法	时间/ms
光流法	112.88
帧差法	40.72
vibe 模型	78.83
传统 PBAS	98.76
本文算法	88.37

为了验证本文算法在夜晚弱光和交通状态变化情况下的性能,采集某一丁字路口的交通视频进行实验。基于本文算法,某一帧视频的检测结果如图 4 所示,其中图 4 右边为快速主干车道,车道上的车辆运动速度较快;左边为慢速旁支车道,因为要进入主干车道,速度较慢并有短暂滞留。从图 4 中可以看出,尽管是在光照不足的夜晚,无论是速度较快的车辆还是速度较慢、短暂滞留的车辆,本文所提算法均能将其准确完整地检测出来。进一步对图 4 所示慢速旁支车道车辆检测的结果进行统计,结果表明本文方法的检测准确率达到

0.827,而基于光流法、帧差法、vibe 模型和传统 PBAS 方法的检测准确率分别为 0.606,0.432,0.579,0.746。说明在车速较慢或短暂滞留交通状态下,本文方法比其他 4 种方法的车辆检测效果



图 4 夜晚路口交通状况变化时的检测结果

Fig.4 Detection results for different vehicle speeds at night

表 3 与基于 YOLOv3 检测算法的性能对比

Tab.3 Performance comparison between YOLOv3-based method and the proposed method

方法	Recall	Precision	训练时间	计算平台	参数量
基于 YOLOv3	0.892	0.846	>30 h	CPU+GPU	>10 ⁶
本文算法	0.831	0.818	—	CPU	<10

本文算法针对在城市交通中车辆检测存在的一系列问题做出优化。城市道路上,光照变化、多车重叠等干扰情况较多,因此本文算法在进行前景检测时,结合时域和空域进行综合判定,在 Precision 和 Recall 方面都有较好表现。此外,相较于国道、高速公路等道路,城市道路背景较为不稳定,本文算法为背景模型更新设定的信任区间,能够在背景出现小幅度变化时维持稳定,减少了算法的计算量,因此相比传统 PBAS 算法在平均处理时间上占有一定优势。

4 结 论

本文提出了一种基于实时交通状况和自适应

更好。

除了与基于人工特征的方法进行对比之外,本文还与基于 YOLOv3 的自动特征检测方法^[16]在 PASCAL VOC 数据库上进行了对比,检测结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,基于 YOLOv3 的方法在 Recall、Precision 方面都有较好的表现,但在算法复杂性和可移植性方面,本文方法具有明显的优势。这是因为基于 YOLOv3 的车辆检测方法采用 CNN 和深度学习算法进行自动特征提取,其网络结构和训练过程复杂繁琐,不仅需要 GPU 显卡进行加速,而且需要采集数量庞大的训练样本并对其进行人工标注和长时间训练,因而在实际应用中也不利于向已有的嵌入式设备上移植。

像素分割的运动车辆检测方法。该算法采用多帧间隔图像来获取理想的初始模型,从而降低了“鬼影”产生的可能性。车辆检测性能指标 Recall、Precision 和 F-measure 分别为 0.929,0.864,0.888,均高于传统检测算法。提出的基于时-空变化度的背景区域变化评价方法,能够及时有效地更新判定阈值和学习率。通过设置信任区间,并根据当前交通状况和像素点是否处于信任区间内判断当前的背景模型是否适合更新,降低了计算的复杂度。在测试中,本文所提算法处理时间为 88.37 ms,比传统 PBAS 算法的运算速度快近 10 ms。实验结果表明,本文提出的算法能够快速、准确地检测出运动目标,而且在复杂城市道路场景下仍具有较强的鲁棒性。

参 考 文 献:

- [1] HORN B K P, SCHUNCK B G. "Determining optical flow": a retrospective [J]. *Artificial Intelligence*, 1993, 59 (1/2): 81-87.
- [2] RAMYA P, RAJESWARI R. A modified frame difference method using correlation coefficient for background subtraction [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 93: 478-485.
- [3] 张小建, 徐慧. 基于视频处理的运动车辆检测算法的研究[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(1): 108-113.

- ZHANG X J, XU H. Moving vehicle detection algorithm based on video processing [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(1): 108-113. (in Chinese)
- [4] 王齐, 金小峰. 复杂环境中车辆检测与跟踪方法的研究[J]. 液晶与显示, 2016, 31(5): 511-517.
WANG Q, JIN X F. Vehicle detecting and tracking method in complex environments [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(5): 511-517. (in Chinese)
- [5] 陈华清, 陈学文, 周越. 基于图像的车道线内车辆目标识别[J]. 汽车实用技术, 2020, 45(19): 33-34, 47.
CHEN H Q, CHEN X W, ZHOU Y. Vehicle target recognition in lane line based on image [J]. *Automobile Applied Technology*, 2020, 45(19): 33-34, 47. (in Chinese)
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: Unified, real-time object detection [C]// *Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [8] 邓洪天, 李旭. 基于多特征融合的车辆检测算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(6): 131-134.
DENG Q T, LI X. Vehicle detection algorithm based on multi-feature fusion [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2020, 39(6): 131-134. (in Chinese)
- [9] HOFMANN M, TIEFENBACHER P, RIGOLL G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter [C]// *Proceedings of 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 38-43.
- [10] 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 and Telecommunications*, 2014, 60(1): 61-72.
- [11] MUCHTAR K, RAHMAN F, CENGGORO T W, *et al.* An improved version of texture-based foreground segmentation: block-based adaptive segmenter [J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 135: 579-586.
- [12] 孙渊, 侯进. 基于改进 PBAS 算法的级联特征行检测[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(11): 3481-3485.
SUN Y, HOU J. Vehicle detection using cascaded feature based on improved PBAS algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(11): 3481-3485. (in Chinese)
- [13] MILLA J M, TORAL S L, VARGAS M, *et al.* Dual-rate background subtraction approach for estimating traffic queue parameters in urban scenes [J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2013, 7(1): 122-130.
- [14] 李浩, 张运胜. 基于反馈背景模型的城市道路交叉口前景目标检测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(6): 63-69.
LI H, ZHANG Y S. Foreground objects in surveillance video of urban traffic intersection using feedback background subtraction model [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2017, 17(6): 63-69. (in Chinese)
- [15] WU Y, LIM J, YANG M. Object tracking benchmark [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [16] OUYANG L C, WANG H L. Vehicle target detection in complex scenes based on YOLOv3 algorithm [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, 569(5): 052018.

作者简介:



孙 敏(1999—),女,江苏徐州人,本科在读,主要从事计算机视觉,车辆跟踪方面的研究。E-mail: 863060894@qq.com



孙 伟(1980—),男,河南内乡人,博士,副教授,2010 年于东南大学获得博士学位,主要从事计算机视觉,道路环境感知,车辆检测和重识别方面的研究。E-mail: sunw0125@163.com