

文章编号:1671-6833(2019)06-0079-05

基于多特征融合的运动车辆阴影去除算法

吴国栋, 张爱梅, 黄 晓, 姚鹏威

(郑州大学 机械工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 在交通视频检测中,车辆的阴影常常被误检测为车辆本身,直接影响车辆检测的准确度.笔者提出了一种基于颜色空间、纹理特征及边缘特征相融合的算法,实现了对车辆阴影的检测和去除方法.首先,通过传统的混合高斯方法建立背景模型,并提取前景目标;其次将前景目标在 HSI 空间通过阈值法检测出候选阴影,采用 LBP 算子结合边缘特征检测方法提取运动目标;最后将 LBP 算子和边缘特征检测出的前景目标与 HSI 颜色空间检测出的阴影目标相结合,从而可以检测出实际阴影区域,去除阴影即可得到真实的前景运动目标.仿真实验结果表明,本文算法可以有效去除视频中运动车辆的阴影,具有良好的准确性和鲁棒性.

关键词: 车辆检测; 阴影去除; 边缘检测; HSI; LBP

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2019.03.012

0 引言

随着计算机视觉和视频监控的广泛应用,智能交通得到了快速发展,在目前的智能交通视频监控中,检测车辆运动状态是主要任务之一.在检测车辆时,由于车辆的阴影跟车辆本身具有相同的运动属性,车辆的阴影也常常被误检测为车辆本身,造成运动目标的合并、几何变形、消失等,从而影响检测结果,降低了目标检测准确率,给后续的工作带来麻烦.因此车辆的阴影去除对正确检测车辆目标至关重要,也是目前研究的热点之一.

目前已经有很多国内外学者对阴影去除进行了深入的研究,文献[1]给出了基于图像序列的阴影检测方法综述,将现有的检测方法按照所使用的特征进行分类,其中最常见的是基于阴影特征的检测方法,它直接利用阴影的颜色、纹理等固有属性特征来识别阴影区域.文献[2-3]利用阴影在颜色空间的特征来进行检测,但当车辆颜色和阴影颜色较为近似时,容易造成误检.文献[4-5]利用阴影的纹理不变性进行阴影检测,但对于纹理特征不明显的车辆,误检率较高.文献[6-7]利用阴影的边缘特征进行阴影检测,但是在阴影区域内包含复杂背景时,检测效果就不太理想.虽然检测阴影的方法很多,但因为道路交通的复杂

性,基于单一特征的检测方法很难做到精确检测,阴影检测率较低.文献[8-10]通过将两种阴影特征融合的方法实现阴影消除,但检测率提升有限.因此笔者应用一种多特征融合的阴影检测方法,来解决单一特征阴影检测率较低的问题.应用多特征检测可以结合多种特征的优点,对误检部分进行抑制,能更好地适应多种复杂环境,进一步提升阴影检测率.

1 算法概述

首先,通过高斯混合背景建模的方法进行背景建模和前景运动目标提取;然后,根据阴影在 HSI (hue-saturation-intensity) 颜色空间的特点,将前景中像素点的 H 、 S 、 I 分量分别与背景中对应像素点的三个分量进行比较,初步检测出目标的疑似阴影区域,再对前景运动目标进行纹理和边缘提取.由于一种方法都只能提取部分运动目标,而两种方法结合可以得出真实的运动目标.最后,再与前面提取出的疑似阴影区域结合,剔除非阴影的真实目标区域,得出全部的真实阴影区域,从而实现消除目标阴影得到真实运动目标.这种算法通过对广为使用的阴影检测基准视频进行测试,测试结果良好,证明该方法是可行的.本文算法框图如图1所示.

收稿日期:2018-10-12;修订日期:2018-12-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61176008)

通信作者:张爱梅(1963—),女,河南唐河县人,郑州大学教授,主要从事图形图像处理研究,E-mail:1044177397@qq.com.

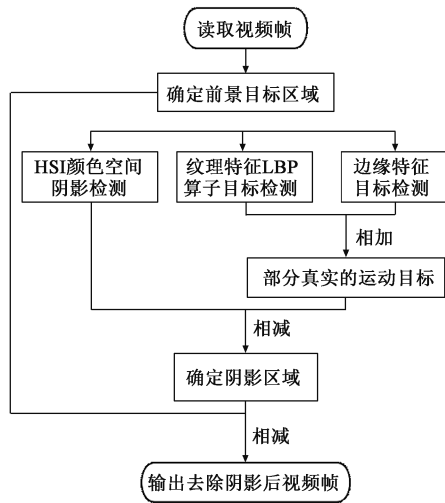


图1 本文算法框图

Fig.1 The flow chart of the algorithm in this paper

2 阴影检测和去除

2.1 运动目标检测

针对运动车辆图像序列,在读入原始图像 F_r 后,如图 2(a)所示,首先进行混合高斯背景建模,提取前景运动目标,再经过形态学滤波操作后,寻找并绘制填充前景轮廓,得到前景运动目标区域,包括车辆本身和车辆阴影区域 F ,如图 2(b)所示。

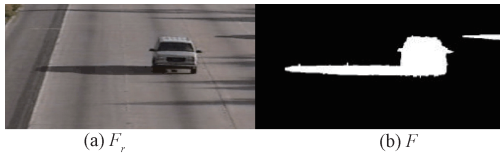


图2 运动目标检测

Fig.2 Detection of moving target

2.2 基于 HSI 颜色空间的阴影检测

在研究物体阴影时,按照人们的视觉感知系统对阴影的认识,可以知道阴影区域的像素点的亮度明显降低,色调和饱和度变化不大.根据阴影在 HSI 颜色空间的特点,首先将图像转换到 HSI 颜色空间,然后将前景像素的 H 、 S 、 I 分量按公式(1)分别与背景中对应像素的三个分量进行比较.

$$\begin{cases} \alpha \leq \frac{I_k^I(x,y)}{B_k^I(x,y)} \leq \beta; \\ |I_k^S(x,y) - B_k^S(x,y)| \leq \tau_S; \\ |I_k^H(x,y) - B_k^H(x,y)| \leq \tau_H. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $I_k^H(x,y)$ 、 $I_k^S(x,y)$ 、 $I_k^I(x,y)$ 和 $B_k^H(x,y)$ 、 $B_k^S(x,y)$ 、 $B_k^I(x,y)$ 分别表示 K 时刻视频帧和背景帧在位置 (x,y) 上像素的色调、饱和度和亮度; τ_H 、 τ_S 、 α 和 β 都是小于 1 的经验值.当式(1)中

3 个条件都满足时,可认为该点可能为阴影点.由于车辆颜色与阴影颜色相似时容易造成误检,把本不属于阴影的点认为是阴影点,所以将基于 HSI 颜色空间取得的阴影区域作为阴影候选区域.下面再基于其他特征进行阴影检测,把误检像素剔除.本文算法根据经验值 α 取 0.1, β 取 0.8, τ_H 取 0.5, τ_S 取 0.8,对前景运动区域进行 HSI 阴影检测,得出候选阴影区域 S_1 ,如图 3 所示.

图3 基于 HSI 颜色空间的候选阴影检测 S_1

Fig.3 Candidate shadow detection based on HSI color space

2.3 基于纹理特征的目标检测

纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征,当背景区域被阴影所覆盖时,虽然像素值发生改变,但其纹理特征仍然保持不变.局部二值模式(LBP)是一个具有很强局部纹理描述能力的算子^[10].它的原理是选取一个局部区域,以它为中心定义一个邻域,将其中心像素的灰度值作为阈值,然后将其邻域像素与阈值进行比较,大于阈值记为 1,否则记为 0,将邻域像素二值化后,按照一定顺序将二值化的结果转化成一个 8 位二进制数,其数学公式定义为:

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} 2^i S(g_i - g_c), \quad (2)$$

其中,

$$S(g_i - g_c) = \begin{cases} 1, & g_i - g_c > 0; \\ 0, & g_i - g_c \leq 0. \end{cases} \quad (3)$$

式中: R 为邻域的半径; P 为以 R 为半径的邻域像素的个数; (x_c, y_c) 为邻域的中心像素 C 的坐标; 像素值为 g_c ; i 为邻域内按顺序标记的第 i 个像素.算法取 $P=8$, $R=1$.

但是,当邻域内像素的灰度值非常接近中心像素值时, LBP 算子便不能很好地处理这些平面区域.为了使其能够处理平面区域内这些可忽略的像素值的变化,修改了算子的阈值化方案,使其鉴别能力更加稳定且具有更强的鲁棒性.将 $S(g_i - g_c)$ 改进为 $S(g_i - g_c + a)$, 其中 a 是一个常数.本文中分别取 $a=0, 5, 7, 10$, 做 LBP 处理,如图 4 所示.从结果可以看出, a 的绝对值越大,则算子对像素灰度值的变化越不敏感,在复杂光照条件的情况下具有较强的适应性.为有效

检测纹理特征同时保证算子的有效性,本文中选取 $\alpha=7$ 对前景运动区域进行LBP纹理检测,再经过图像处理得出车辆本身的部分区域 C_1 ,如图4(c)所示.

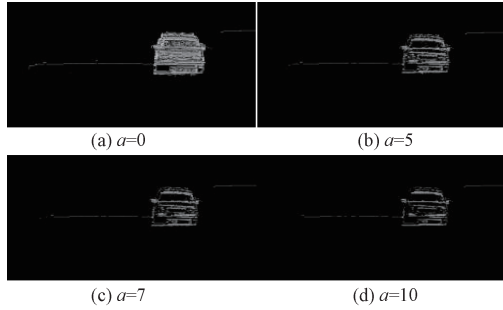


图4 基于纹理特征的车辆区域检测 C_1

Fig.4 Vehicle region detection based on texture feature

2.4 基于边缘特征的目标检测步骤

车辆阴影的边缘相比于车辆自身的边缘更清晰简洁,而且阴影的边缘密度小,车辆的边缘密度大,因此,将阴影边缘去掉即得到车辆的部分内部边缘信息.本文算法采取Canny算子对前景目标区域进行边缘检测.

2.4.1 前景区域边缘检测

根据前面的算法,已经得到原始图像和前景运动区域,图5(a)表示原始图像 F_r ,图5(b)表示前景运动区域 F .对前景区域进行Canny算子边缘检测,得到前景区域内所有的边缘 E_1 ,如图5(c)所示.

2.4.2 车辆内部边缘获取

对图5(b)获得的前景运动区域 F 进行腐蚀处理,缩小区域获得 F_s ,如图5(d)所示. E_1 减去 F_s 即可得到外轮廓边缘 E_2 ,如图5(e)所示.为保证后续的删除外轮廓边缘操作准确,防止外轮廓删除不充分,将得到的外轮廓边缘 E_2 进行膨胀处理,扩大外轮廓边缘目标得到 E_3 ,如图5(f)所示.为获取车辆内部边缘,将 E_1 边缘去掉 E_3 边缘即可得到内部边缘 E_4 ,如图5(g)所示.

2.4.3 车辆内部边缘填充

在提取出车辆内部边缘后,对 E_4 分别进行水平填充和垂直填充,填充方法为在内部边缘区域内,进行逐行扫描,找出每行的第1个像素点和最后1个像素点,把两者之间所有的像素点都设置成1,同理进行逐列扫描并垂直填充.在经历了先水平填充后垂直填充和先垂直填充后水平填充两次填充后,取两次填充结果的交集即可得到填充好的车辆内部区域 C_2 ,如图5(h)所示.

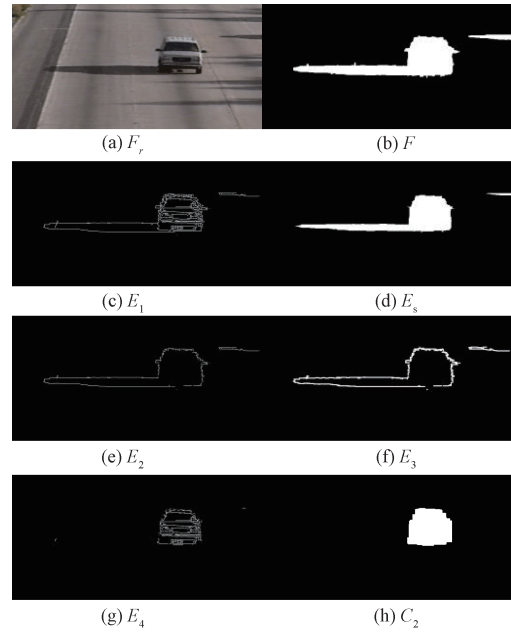


图5 基于边缘特征的车辆区域检测 C_2

Fig.5 Vehicle region detection based on edge feature

2.5 多特征融合阴影检测去除

在进行基于边缘特征的目标检测后,得到车辆内部区域 C_2 ,但在得到过程中,我们删除了外轮廓边缘,导致 C_2 区域不是完整的车辆区域,特别是缺失车辆边缘的信息.车辆边缘部分就是车辆与背景像素变化较大的区域,而纹理检测对局部区域内像素的变化特别敏感,所以通过LBP算子可得到车辆边缘信息 C_1 ,在基于HSI颜色空间的阴影检测中,已经得到候选阴影区域 S_1 ,删除掉 S_1 中属于 C_1 和 C_2 的像素点,即可得到最终的阴影区域 S_r ,再将前景区域 F 减去阴影区域 S_r ,即可得到完整的运动车辆目标 F_c ,如图6所示.

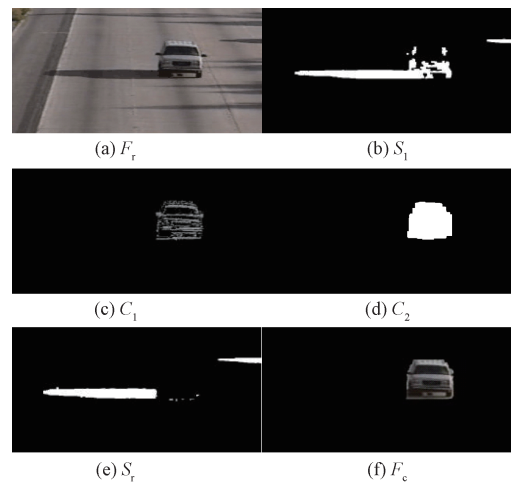


图6 多特征融合阴影去除

Fig.6 Shadow removal with multi-feature fusion

3 实验分析

笔者使用 OpenCV3.2 进行编程实验,采用三段含有阴影干扰的运动车辆视频测试:Highway1、Highway2 和 Road,这三段视频包含的阴影面积分

别为较大、较小、中等,阴影强度分别为中等、较强、较弱,可以比较全面地测试本文算法.对三段测试视频进行实验测试,实验结果如图 7 所示.图中 A 为原始图像;B 为阴影去除前车辆目标;C 为检测出的阴影;D 为阴影去除后车辆目标.

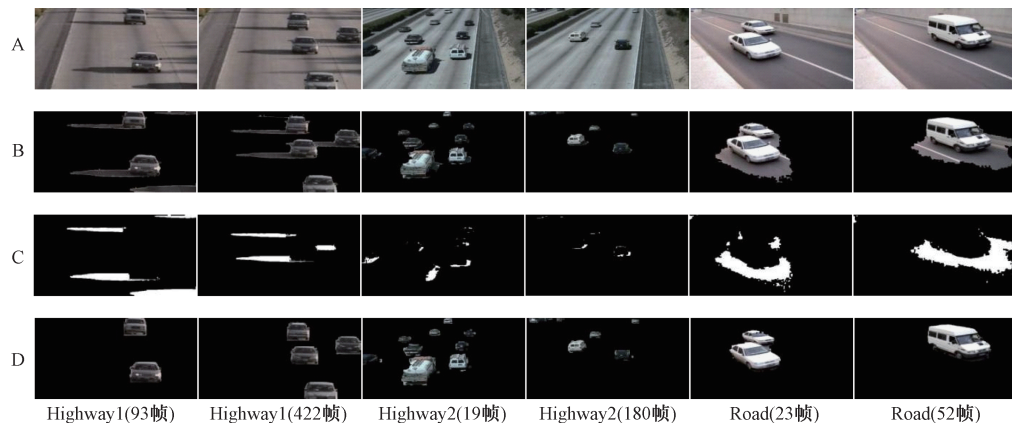


图 7 本文算法测试过程

Fig.7 Test process for algorithm in this paper

从图 7 测试结果来看,前两组 Highway1 的测试结果:整体上阴影检测和消除效果较好,但部分阴影存在于车辆底部,导致小部分阴影未检测到或小部分车辆底部被认为阴影区域获取不完整.中间两组 Highway2 的测试结果:图像中汽车较多且面积较小,阴影颜色较深且与车辆本身颜色相近.从测试结果来看,算法成功检测并消除大部分阴影,但车辆底部因与阴影颜色较为接近,被误检为阴影而消除.算法对这段测试视频检测整体效果良好,但误检率较高.最后两组 Road 的测试结果:车辆阴影的颜色与路面颜色几乎一致,阴影面积较大但边界不明显,算法对视频中车辆的阴影检测和去除效果明显,车辆本身一小部分及轮胎部分被误检去除,两辆白色车辆之间的连接部分未被去除.

从这三段测试视频的检测结果来看,阴影在不同强度及不同面积下,本文算法都能将阴影检测出来并消除阴影.但针对车辆底部的阴影,检测效果不佳.为保证实验测试结果的可靠性,笔者采用文献[11]提出的性能评价公式进行性能分析,具体定义为:

$$\eta = \frac{TP_s}{TP_s + FN_s} \times 100\%; \quad (4)$$

$$\xi = \frac{TP_F}{TP_F + FN_F} \times 100\%, \quad (5)$$

式中: η 为阴影检测率; ξ 为阴影判别率; F 为前景; TP_s 为正确检测的阴影像素点数目; FN_s 为未

被正确检测的阴影像素点数目; TP_F 为正确检测的前景像素点数目; FN_F 为未被正确检测的前景像素点数目; $\overline{TP_F}$ 为前景像素总和减去前景中被误检为阴影像素点个数.可以看出 η 和 ξ 值越大越好.本文算法经过实验测试并计算得出本文算法的 η 和 ξ 后,对比文献[12]中总结的较成熟的几种算法及近几年出现的一些优秀算法,结果如表 1 所示.

表 1 本文算法的实验结果

Tab.1 Experimental results of this algorithm %						
算法	Highway1		Highway2		Road	
	η	ξ	η	ξ	η	ξ
SP ^[12]	59.59	84.70	46.93	91.49	—	—
SNP ^[12]	81.59	63.76	51.20	78.92	—	—
DNM1 ^[12]	69.72	76.93	54.07	78.93	—	—
DNM2 ^[12]	75.49	62.38	60.24	72.50	—	—
Qiu ^[8]	85.77	88.64	79.06	94.69	—	—
Wang ^[9]	93.21	92.23	75.62	80.55	—	—
本文算法	93.35	92.37	79.46	90.27	92.67	93.76

由实验结果的对比可以看出,在基于特征的阴影检测方面,本文算法优于近年出现的优秀算法.文献[13]提出的卷积神经网络对阴影的检测率可达到 95%,略高于本文算法.但基于深度学习的方法需要大量的原始图像数据集来进行模型训练,前期训练工作较为复杂;而基于特征的阴影检测不需要寻找大量样本进行训练,可以直接对待检测对象进行阴影检测,所以,本文算法在基于特征的阴影检测方面,优于近年出现的优秀算法.虽然

检测率略低于基于深度学习的方法,但二者检测率差距很小,检测结果差距可以忽略不计;同时,本文算法不需要大量数据集进行训练模型,可直接对目标进行检测,工作量较少,具有一定优势.

4 结论

基于多特征融合的车辆阴影去除算法,在基于 HSI 颜色空间阴影检测的基础上,又加入了纹理特征和边缘特征的检测,多种特征能更加准确地消除阴影,使检测率进一步提高.通过实验分析,该算法能够有效处理复杂道路情况下的车辆阴影去除,阴影消除效果良好,弥补了基于单一特征阴影检测识别率低的缺陷,具有良好的准确性和鲁棒性.

参考文献:

- [1] SANIN A, SANDERSON C, LOVELL B. Shadow detection: A survey and comparative evaluation of recent methods[J]. *Pattern recognition*, 2012, 45(4): 1684–1695.
- [2] SALVADOR E, CAVALLARO A, EBRAHIMI T. Cast shadow segmentation using invariant color features[J]. *Computer vision and image understanding*, 2004, 95(2): 238–259.
- [3] KULDIP A, DIBYENDU G. Detection of a Shadow of animated video frames in RGB color space [J]. *Procedia computer science*, 2018(132): 103–108.
- [4] JOSHI A J, PAPANIKOLOPOULOS N P. Learning to detect moving shadows in dynamic environments[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2008, 30(11): 2055–2063.
- [5] HEIKKILAM, PIETIKANEN M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving object[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2006, 28(4): 657–662.
- [6] 李浩亮, 水清河, 范文兵, 等. 一种新颖的基于边缘检测的车辆阴影去除方法[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2014, 35(5): 11–14.
- [7] 林坤杰, 万晓东. 基于边缘信息及光照方向的阴影检测算法[J]. *计算机工程*, 2009, 35(20): 192–194.
- [8] 邱一川, 张亚英, 刘春梅. 多特征融合的车辆阴影消除[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(3): 311–319.
- [9] 王彬, 冯远静, 郭海峰, 等. 交通场景中车辆的运动检测与阴影消除[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(11): 1391–1399.
- [10] 武明虎, 宋冉冉, 刘敏. 结合 HSV 与纹理特征的视频阴影消除算法[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(10): 1373–1380.
- [11] PRATI A, MIKIC I, TRIVEDI M M, et al. Detecting moving shadows: algorithms and evaluation [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2003, 25(7): 918–923.
- [12] NADIMI S, BHANU B. Physical models for moving shadow and object detection in video[J]. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2004, 26(8): 1079–1087.
- [13] KIM D S, ARSALAN M, PARK K R. Convolutional neural network-based shadow detection in images using visible light camera sensor[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2018, 18(4): 960–979.

Shadow Removal Algorithm for Moving Vehicles Based on Multi-feature Fusion

WU Guodong, ZHANG Aimei, HUANG Xiao, YAO Pengwei

(School of Mechanical Engineering, ZhengZhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In traffic video detection, the shadow of the vehicle was often wrongly detected as the vehicle itself, which directly affected the accuracy of the vehicle detection. In this paper, a vehicle shadow removal method based on color space, texture feature and edge feature was proposed. Firstly, the background model was established by the traditional mixed gaussian method, and the foreground target was extracted. Secondly, the candidate shadow of the foreground target was detected by threshold method in HSI (Hue-Saturation-Intensity) space. The LBP operator combined with edge feature detection method was used to extract the moving target. Finally, combining the foreground target detected by LBP operator and edge feature with the shadow object detected in HSI space, the actual shadow region could be detected. The real moving foreground target could be obtained. The simulation results showed that the proposed algorithm could effectively remove the shadow of moving vehicle, and was good accuracy and robustness.

Key words: vehicle detection; shadow removal; edge detection; HSI; LBP