

A Vehicles Detection Algorithm Based on Monocular Vision

Zhou Su^{1, 2}, Qian chen¹, Xiao Jianhua²

¹School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai, China ,201804.

²CDHK, Tongji University, Shanghai, China ,201804.

Email: 1632826@tongji.edu.cn

Abstract: Aiming at the problem of early collision warning in advanced driver assistance system, a method of vehicle detection based on monocular vision is proposed. The quadratic adaptive threshold algorithm is used to segment the image, and the concept of connected region is introduced to generate the suspected vehicle bottom shadow region. The vehicle hypothesis region is generated by the vehicle bottom hatching algorithm. Considering that the vehicle has obvious edge features, the algorithm combining HOG feature and SVM is used to verify the hypothesis of the vehicle. The algorithm effectively detects the vehicle when dealing with the actual vehicle video, and meets real-time requirement.

Keywords: monocular vision; vehicle detection; HOG; SVM

基于单目视觉的前方车辆检测方法

周苏^{1, 2}, 钱辰¹, 肖建华²

¹同济大学 汽车学院, 上海, 中国, 201804

²同济大学 中德学院, 上海, 中国, 201804

Email: 1632826@tongji.edu.cn

摘要: 针对高级辅助驾驶系统中前碰撞预警问题, 提出一种基于单目视觉的前方车辆检测方法。采用二次自适应阈值算法分割图像, 并引入连通区域的概念生成疑似车底阴影区域, 再通过提取车底阴影线, 生成车辆假设区域。考虑到车辆具有明显边缘特征, 采用 HOG 提取车辆假设区域的特征, 利用 SVM 对提取到的特征进行判定, 实现车辆假设区域的验证。实验结果表明, 该方法在处理实际车载摄像头采集到的视频时, 取得了较好的检测效果, 同时满足实时性的需求。

关键词: 单目视觉; 车辆检测; HOG 特征; 支持向量机

1 引言

高级驾驶辅助系统 (ADAS) 利用安装在车辆上的各种传感器感知周边环境状况, 作为提高道路与车辆安全性的重要手段, 在世界范围内得到了高度重视和快速发展。该系统功能的关键环节之一是对道路前方车辆实现精确快速的检测^[1]。由于雷达、红外和超声波这类传感器造价成本高、分辨率低, 且伴随着处理器运算能力的日益提高以及计算机视觉技术的飞速发展, 越来越多的科研单位和企业开始采用摄像头作为前方车辆检测的传感器。目前常用的车辆检测算法有单目视觉、立体视觉、多传感器融合^[2]。由于单目视觉算法成熟, 因此车辆检测的方法多基于单目视觉。

基于单目视觉的车辆检测方法可分为以下 3 类: 第 1 类方法是基于先验知识的方法, 如文献[3]利用 Sobel 边缘滤波结合 Otsu 方法提取前景物体, 并分析后视车辆形状信息利用水平、垂直像素投影法验证车辆。文献[4]采用角点检测和相邻线检测相结合的方式, 通过设定阈值检测出图像中的每个角点, 接着把相邻线合并, 最后实现车辆检测。此类方法的优点是计算量小、实时性好。但是对环境适应性差、鲁棒性低、误检过多。第 2 类方法是基于机器学习的方法。如文献[5]将 Haar-like 特征与 Adaboost 相结合, 采用在线增强算法 Online Boosting

训练分类器，实现了不同环境下的车辆检测。此类方法的优点是检测率高、环境适应性强、实时性较好，但训练分类器时收集的样本对检测效果影响较大，且分类器会产生过多的误检。第3类是基于深度学习的检测方法，如文献[6]提出区域卷积神经网络算法 R-CNN，先在图片上获得潜在的目标区域，再将这片区域输入卷积神经网络进行训练得到物体的类别和位置信息，此类方法可有效克服复杂环境给车辆检测系统带来的困难，但计算量大，硬件要求高，实际应用困难。

针对上述问题，本文选用机器学习的方法，首先通过车底阴影线提取算法生成车辆假设区域，然后采用 HOG 特征与 SVM 相结合的方法来实现车辆假设区域的验证。经实验验证取得了较好的检测效果。

2 车辆检测

2.1 图像预处理

摄像头采集到的图像序列由于车辆颠簸、天气状况、光照强度、噪声等因素的干扰，成像质量变差，不利于后期提取图像特征，增加了车辆检测难度。故首先需进行图像预处理，提高实验结果的准确性和鲁棒性^[7]。

根据相机的成像视野，选取感兴趣的有效区域，以去除天空、远方道路等多余信息的干扰。并对图像进行灰度化处理和中值滤波平滑，同时考虑到光照强度对图像成像质量的影响，利用直方图均衡化法分别对强、弱光照场景下的图像进行图像增强。

2.2 生成车辆假设区域

2.2.1 二次自适应阈值分割

最大类间方差法（Otsu）^[8]基于聚类的思想，通过对输入图像进行灰度值统计，确定灰度分割阈值，从而区分出目标和背景。由于自然环境复杂多变，直接使用 Otsu 法分割效果较差，故本文采用二次自适应阈值分割算法。

算法流程如下：

- 1) 运用 Otsu 法对原图像提取阈值 T1；
- 2) 利用 T1 对原图像分类，灰度值大于 T1 的像素标记为目标，小于 T1 的像素标记为背景；
- 3) 再次利用 Otsu 法在原图像中对灰度值大于 T1 的部分提取阈值 T2；
- 4) 用 T2 对原图像进行二值化，灰度值大于 T2 的像素设置为 1，小于 T2 的像素设置为 0。

假设灰度图像信息为 $A \times B$ 的矩阵，图像中坐标为 (i, j) 的像素点的灰度值为 $f(i, j)$ ，灰度图像的均值为 μ ，标准差为 σ 。则阈值 T1、T2 通过公式（1）~（4）计算得出。

$$\mu = \sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^B \frac{f(i, j)}{A \times B} \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^B \frac{(f(i, j) - \mu)^2}{A \times B}} \quad (2)$$

$$a = \frac{\mu}{6} \quad (3)$$

$$T = \mu - \frac{\sigma}{a} \quad (4)$$

图像分割效果比较如图 1 所示。



Figure 1. Split rendering
图 1. 分割效果图

2.2.2 车底阴影线提取算法

为获取更真实完整的车底阴影区域，本文选用图像开运算算法进行形态学处理，同时受到相关医学器官 CT 图像分割技术研究^[9]的启发，引入连通区域的概念对图像中的干扰项进一步过滤。连通区域由图像中具有相同像素值且位置相邻的前景像素点组成，同时包含真实和虚假的车底阴影区域。本文通过统计大量样本，设定连通区域内像素点的总个数阈值 $Area_n$ ，以过滤明显虚假的车底阴影区域。

$$500 \leq Area_n \leq 10000 \quad (5)$$

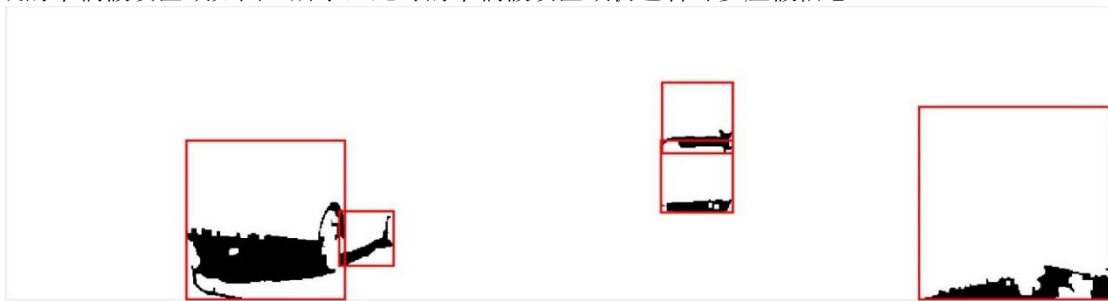
考虑到前方车辆的外形轮廓特征提出了一种车底阴影线提取算法，具体步骤如下：

1. 基于连通区域阈值法分割后的二值图像，计算各连通区域的最小外接矩形，定位矩形的边角坐标、宽度和高度。

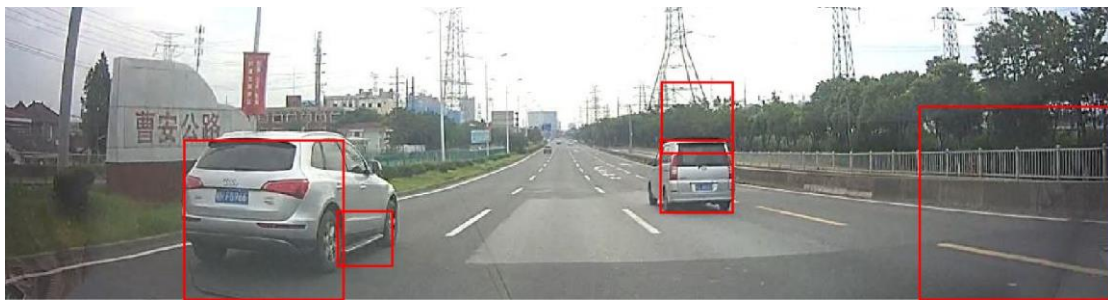
2. 以矩形的底边作为车底阴影线的底边，记录该底边长度。

3. 设置车辆假设区域的高宽比为 1: 1，生成车辆假设区域窗口。

生成的车辆假设区域如图 2 所示，此时的车辆假设区域仍包含许多虚假信息。



a.二值图像的判别结果



b.原始图像的判别结果

Figure 2. Vehicle possible area renderings
图 2. 生成车辆假设区域效果图

2.3 基于 HOG 特征的车辆假设区域验证

本文针对车辆具有明显的边缘特征这一特性，提取 HOG 特征训练 SVM 分类器^[10]，对生成的车辆假设区

域进行验证，排除车辆假设区域中虚假的车辆，达到车辆检测的目的。

2.3.1 HOG 算法原理

HOG 算法基于梯度信息计算直方图，具体原理如下：

(1) 计算每个细胞单元内像素点的梯度。由式(6)、式(7) 计算出每个像素在 x 、 y 方向的梯度分量，再由式(8)、式(9) 计算出每个像素的梯度向量长度和角度。

$$G_x(x, y) = \text{pixel}(x+1, y) - \text{pixel}(x-1, y) \quad (6)$$

$$G_y(x, y) = \text{pixel}(x, y+1) - \text{pixel}(x, y-1) \quad (7)$$

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (8)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (9)$$

公式(6)~(9)中， $\text{pixel}(x+1, y)$ ， $\text{pixel}(x-1, y)$ ， $\text{pixel}(x, y+1)$ ， $\text{pixel}(x, y-1)$ 表示4个像素点的位置； $G_x(x, y)$ ， $G_y(x, y)$ 分别表示2个像素点在水平和垂直方向上的距离； $G(x, y)$ 和 $\alpha(x, y)$ 表示梯度向量长度和梯度向量方向。

(2) 构建梯度方向的直方图：将一个 48×48 像素的检测窗口划分为 16×16 个细胞单元 cell，细胞单元大小为 3×3 像素，梯度方向量化为9个，即有9个直方图通道，细胞单元中的每一个像素点都为基于某个方向的直方图通道采取加权投票，权值根据该像素点的梯度幅值计算。将每相邻的4个 cell 组成一个归一化的块 block，这样总共有 15×15 个 block，梯度方向量化为9个，故得到的 HOG 特征向量的维数为 $4 \times 9 \times 15 \times 15 = 8100$ 。

(3) 区间归一化：光照强度和图像对比度的变化对梯度直方图的影响很大，需要对梯度直方图进行归一化处理。本文采用 L2-norm 的归一化方法。由此得到一个梯度向量，即从图像提取出的 HOG 特征。

2.3.2 SVM 算法

在机器学习中，支持向量机(SVM)是一种有监督的学习方法，被广泛地应用于统计分类^[11]。SVM 算法通过将向量映射到一个高维空间里，在这个空间里建立有一个最优超平面，此超平面要使两类样本正确分开，而且分类间隔最大。最优超平面的示意图如图3所示，其中，样本总数为 r 的样本集为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_r, y_r)\}$ ($x \in R^n, y \in [-1, 1]$)， w 为权重向量， b 是偏差量。

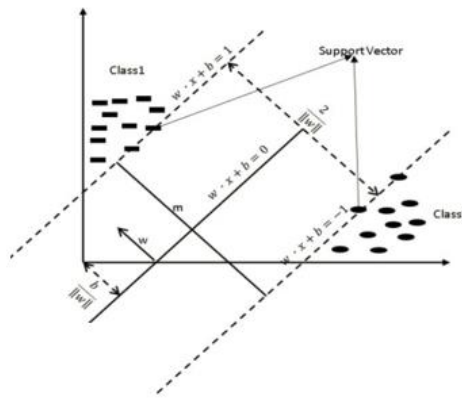


Figure 3. Optimal hyperplane diagram

图 3. 最优超平面示意图

超平面的数学表达式如式(10)、(11)所示。

$$H(x) = \left(\sum_{i=1}^r a_i y_i x_i \right)^T x + b \quad (10)$$

$$w = \sum_{i=1}^r a_i y_i x_i \quad (11)$$

如果样本集 r 是非线性可分的，则需要通过一个非线性映射，将样本集 r 映射到更高维的空间中，使其在高维空间中线性可分。目前，常用的核函数有以下三种：

- (1) 线性 (Linear) 核函数: $k(x, y) = x \cdot y$
- (2) 多项式 (Polynomial) 核函数: $k(x, y) = (x \cdot y + 1)^d, d = 1, 2, \dots, N$
- (3) 径向(Radial Basis Function, RBF)核函数: $k(x, y) = e^{-\gamma \|x - y\|^2}$

3 实验结果分析与对比

本文算法开发环境为 Windows8.1 操作系统，硬件平台为搭载 intel i7-4700MQ 处理器，12GB 内存的笔记本电脑。实验分为两个部分，第一部分为分类器实验，包括训练分类器的核函数选取以及对分类器性能进行评定，第二部分为完整的车辆检测算法实验。

3.1 分类器实验

本文使用的车辆数据集来源于 Comprehensive Cars dataset^[12]，经筛选后本文样本集共包含 3000 张车辆样本和 3000 张非车辆样本，并对样本按顺序编号。非车辆样本包括行人、天空、建筑物、树木、道路等，保证了样本的多样性。考虑到前方车辆外形轮廓特征，选取图片宽高比为 1: 1，对样本图片作尺寸归一化处理，统一尺寸为 48×48 像素级图像。正负样本示例如图 4 所示。随机选取 2500 张车辆样本和 2500 张非车辆样本作为训练样本，其余 1000 张作为测试样本。

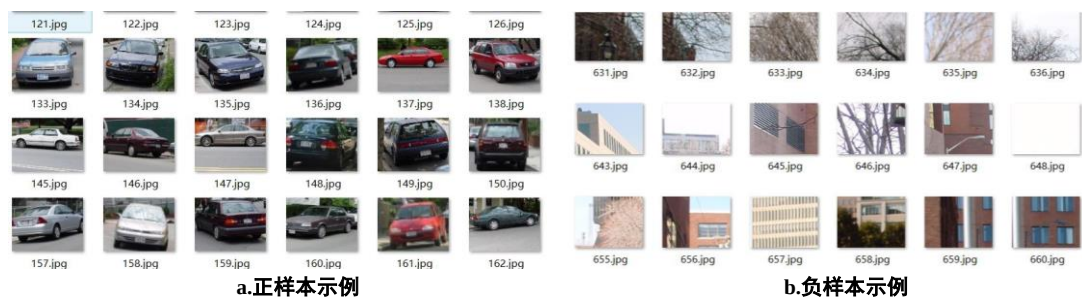


Figure 4. Sample diagram
图 4. 样本示例图

首先批量提取正负样本的 HOG 特征，输出训练特征矩阵导入 SVM 训练。本文选取 2.3.2 节所述的线性核函数、多项式核函数以及径向核函数分别训练分类器。接着将测试特征矩阵导入训练好的 SVM 进行测试。采用正确检测率、召回率、以及误检率三个指标评价该分类器的性能。实验结果如表 1 所示。

Table 1. Nuclear function training results
表 1. 各核函数训练结果

	正确检测率 (%)	召回率 (%)	误检率 (%)
线性核函数	96.1%	94.8%	3.9%
二次多项式核函数	85.3%	83.4%	14.7%
径向核函数	88.1%	85.2%	11.9%

由表中数据分析可知，对于车辆 HOG 特征的二分类问题，线性核函数效果较好，故本文采用线性核函数训练分类器。

3.2 实车视频验证

实车视频来源于某车载摄像头在白天正常光照条件下采集的城市道路视频图像，部分实验效果如图 5 所示。

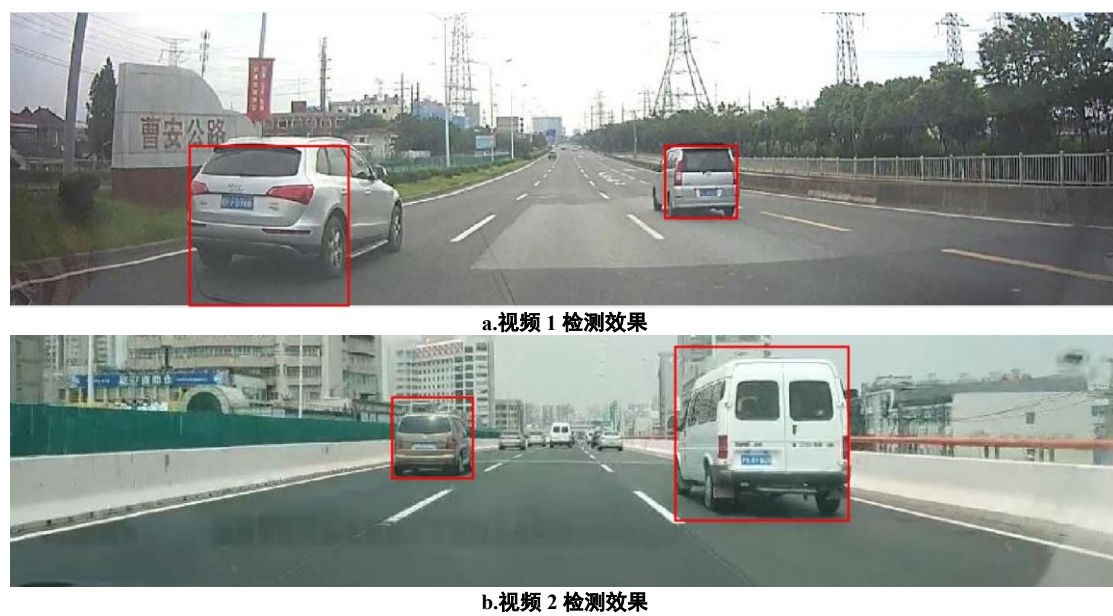


Figure 5. Real-time video detection effect diagram
图 5.不同路段的实车视频检测效果图

从检测效果图可以看出，本文的方法能检测出本车前方的大部分车辆。当前方车辆距离本车较远时（大于 80 m），由于车辆底部阴影变得模糊，可能会造成漏检，如图 5b 中的较远处的前方车辆。研究表明^[13]，如果能够在交通事故发生前 1.5s 向驾驶员反馈潜在危险信号，可避免 90% 的交通事故。按平均时速 80km/h 折算，本文的方法可以较好的起到车辆检测预警效果。同时在实际路测中，单帧图像的测试时间可降至 0.043s，整个系统按每秒 23 帧运行，已经满足车辆检测系统实时性要求。

为了验证本文算法的准确性，与文献^[14]和文献^[15]两种算法作比较，实验结果如表 2 所示。以正确检测率、误检率和漏检率作为评价指标，由表中数据可以看出，本文的算法在保证较低的误检和漏检率的同时，具有最高的正确检测率，可靠性较强。

Table 2. Experimental results
表 2. 实车实验结果

	正确检测率	误检率	漏检率
文献 ^[14] 的方法	93.6%	6.4%	5.2%
文献 ^[15] 的方法	91.4%	8.6%	5.84%
本文的方法	94.25%	5.75%	3.97%

4 结论

本文基于单目视觉,首先采用二次自适应阈值分割算法提取前景区域,并引入连通区域的概念找到疑似车底阴影区域,经改进的车底阴影线提取算法生成了车辆假设区域。然后采用 HOG 特征与 SVM 相结合的算法验证车辆假设区域。实验结果表明,本文方法在车载摄像头采集的行车视频中具有较高的车辆检测率且满足实时性的要求。下一步将改善算法对复杂场景及恶劣天气环境的适应性,提高系统鲁棒性和实时性。

参考文献 (References)

- [1] Jun W U, Wenjie L I, Geng L, et al. Preceding Vehicle Detection and Ranging Based on Monocular Vision[J]. Computer Engineering, 2017.
- [2] 吴骏,李文杰,耿磊,肖志涛,张芳,李月龙.基于单目视觉的前方车辆检测与测距[J].计算机工程,2017,43(02):26-32.
- [3] Cai Y F, Wang H, Chen X B, et al. Vehicle detection and tracking algorithm based on monocular and binocular vision fusion[J]. Journal of Traffic & Transportation Engineering, 2015.
- [4] 蔡英凤,王海,陈小波,江浩斌.基于单双目视觉融合的车辆检测和跟踪算法[J].交通运输工程学报,2015,15(06):118-126.
- [5] Zhang Y, Han X, Zhang H, et al. Edge detection algorithm of image fusion based on improved Sobel operator[C]//Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), 2017 IEEE 3rd. IEEE, 2017: 457-461.
- [6] Munajat E, Widyantoro D H, Munir R. Vehicle detection and tracking based on corner and lines adjacent detection features: International Conference on Science in Information Technology, 2016[C].
- [7] Moghimi M M, Nayeri M, Pourahmadi M, et al. Moving Vehicle Detection Using AdaBoost and Haar-Like Feature in Surveillance Videos[J]. arXiv preprint arXiv:1801.01698, 2018.
- [8] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C].Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 580-587.
- [9] Rick Chang J H, Frank Wang Y C. Propagated image filtering[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 10-18.
- [10] Hou J, Li B. An Improved Algorithm for Horizon Detection Based on OSTU[C]//Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), 2015 7th International Conference on. IEEE, 2015, 1: 414-417.
- [11] Liu J, Wang J, School S. Livercancer diagnosis based on CT image processing[J]. Journal of Tsinghua University, 2014, 54(7):917-923.
- [12] 刘建华, 王建伟. 基于图像处理的 CT 图像肝癌诊断技术研究[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2014(07):917-923.
- [13] Ouerhani Y, Alfalou A, Brosseau C. Road mark recognition using HOG-SVM and correlation[C]//Optics and Photonics for Information Processing XI. International Society for Optics and Photonics, 2017, 10395: 103950Q.
- [14] Singh D, Khan M A, Bansal A, et al. An application of SVM in character recognition with chain code[C]//Communication, Control and Intelligent Systems (CCIS), 2015. IEEE, 2015: 167-171.
- [15] Liu X, Liu W, Ma H, et al. Large-scale vehicle re-identification in urban surveillance videos[C]//Multimedia and Expo (ICME), 2016 IEEE International Conference on. IEEE, 2016: 1-6.
- [16] Matthias Gsul, Hu Yuhong, et al. Road Traffic Safety Development Report (2017) [J]. China Emergency Management, 2018 (02): 48 -58.
- [17] Matthias Gsul,胡予红,周旋,宁丙文,米建英,刘佳,王光远,王静,董晨,张露丹.道路交通安全发展报告(2017)[J].中国应急管理,2018(02):48-58.
- [18] Song Huansheng,Zhang Xiangqing, Zheng Baofeng, et al. Vehicle detection based on deep learning in complex scene [J]. Application Research of Computers, 2018,35 (4): 1270-1273.)
- [19] Zhu Yingkai ,Luo Wenguang ,Bin Yang . Real-time detection of front moving vehicles based on improved vehicle shadow extraction algorithm[J]. Application of Electronic Technique 2018,44(04):86-89+98.
- [20] 朱英凯,罗文广,宾洋.基于改进车底阴影提取算法的前方运动车辆实时检测[J].电子技术应用,2018,44(04):86-89+98.