

基于时空关系模型的城市道路车辆实时检测^①

王元奎¹, 秦 勃¹, 李 伟²

¹(中国海洋大学 计算机科学与技术系, 青岛 266100)

²(枣庄科技职业学院, 枣庄 277599)

通讯作者: 秦 勃, E-mail: qinbo@ouc.edu.cn

摘 要: 复杂城市道路环境下运动车辆目标检测是现代智能交通系统的重要组成部分. 依据多帧视频图像序列的时空连续变化关系, 通过构建多帧视频图像序列时空关系模型 (Time-space model——TSM), 进一步完善车底阴影特征检测算法, 并与 AdaBoost 算法相结合, 实现运动车辆目标检测的候选区域筛选与验证处理, 以降低车辆检测的误检率, 提高准确率. 在白天复杂城市道路环境下, 实验结果显示基于 TSM 的车辆检测, 检测准确率为 92.1%, 误检率为 4.3%, 图像分辨率为 1920*1088, 单帧图像平均处理时间 76 ms. 基于 TSM 的车辆检测显著改进了 AdaBoost 和车底阴影特征检测算法存在的误检率高, 效率低问题, 满足城市道路环境下车辆检测准确率和鲁棒性的要求.

关键词: 智能交通系统; 车辆检测; 车底阴影; AdaBoost 算法; 时空关系模型

引用格式: 王元奎, 秦勃, 李伟. 基于时空关系模型的城市道路车辆实时检测. 计算机系统应用, 2017, 26(10): 207-212. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6017.html>

Real-Time Urban Road Vehicle Detection Based on Time-Space Model

WANG Yuan-Kui¹, QIN Bo¹, LI Wei²

¹(Department of Computer Science & Technology, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

²(Zaozhuang Vocational College of Science & Technology, Zaozhuang 277599, China)

Abstract: Urban road vehicle detection is an important part of modern intelligent transportation system—ITS. According to image sequence time-space relations of continuous change, the underneath shadow feature vehicle detection algorithm is further improved by constructing the time-space model of video image sequence, and is combined with the AdaBoost algorithm, filtering out false candidate region of vehicle. Experimental results demonstrate that the accuracy rate of proposed algorithm is 92.1%, with the false positive being 4.3%, the resolution of image being 1920*1088 and the time of processing being 76ms under the complex urban traffic environment. The algorithm effectively improves the high false detection rate and low effectiveness of AdaBoost and underneath shadow feature detection algorithms, and can meet the accuracy and robustness requirements of vehicle detection in the urban road environment.

Key words: ITS; vehicle detection; shadow; AdaBoost algorithm; time-space model

基于计算机视觉的智能交通系统 (Intelligent transport system, ITS) 是近几年的热点之一, 计算机视觉技术在 ITS 中应用大致可分为两类: 车载移动视频处理系统和路边固定的静止处理系统. 车载移动视频处理系统中摄像机固定在车辆上, 该系统对车道线, 标识牌,

信号灯, 前方车辆密集度, 行人等多种信息的检测和识别, 为辅助驾驶提供参考以及对视频信息进行实时标注. 路边固定的静止处理系统主要是检测和收集交通流量, 平均车速等有关实时交通状况信息. 本文主要研究基于移动视频系统的车辆检测方法. 文献[1,2]总结

^① 收稿时间: 2017-01-19; 采用时间: 2017-02-23

分析了目前基于图像处理的车辆检测方法发展概况,应用比较广泛的方法为基于知识的候选车辆区域提取算法和基于外观特征的候选区域验证算法相结合的车辆检测方法.基于知识的候选区域提取算法主要有:依据车辆对称性^[3-5],颜色^[6-8],车底阴影^[9-13]等信息提取候选车辆区域.基于外观特征的候选区域验证算法通过训练大量的样本集得到 AdaBoost 或 SVM 分类器,以验证候选车辆区域.

对称性作为车辆的重要的特征之一,被大量应用于车辆检测中.文献[3]最早提出采用对称性方法检测目标.文献[4]采用对称性和水平阴影去除背景噪声以快速准确的提取候选车辆区域.文献[5]为了适应复杂的道路环境,采用对称性与 AdaBoost 相结合的方法.基于对称性特征的方法极易被亮度均匀区域的噪声干扰.

颜色是候选车辆区域提取的重要依据.文献[6]采用多变量决策树的方式从样本集中学习检测目标的颜色,通过近似函数分类检测车辆.文献[7]提出了一种基于颜色和运动信息的夜间车辆检测方法,以减少计算量,提高检测效率.文献[8]提出了基于颜色特征的颜色模型,为获得合适的颜色特征,通过颜色原型的密度重量估计来提取代表性的颜色特征.基于颜色的方法极易受光照影响.

车底阴影作为车辆的显著特征,被广泛应用于车辆检测.文献[9]依据车底阴影区域的灰度值明显小于周围路面灰度值提出了采用车底阴影特征的方法检测车辆.文献[10]运用车底阴影,熵和对称性三个车辆特征以提高前方车辆检测的准确率.文献[11]通过构建了一个包含四个车辆特征(车底阴影,边缘特征,对称性和车辆尾灯)的过滤器,以实现在不同天气和不同光照情况下前方运动车辆的检测.文献[12]提出了基于局部车底阴影特征和 HOG 相结合的车辆检测方法.文献[13]提出一种聚类分析的阴影检测方法以解决阴影在复杂背景下不稳定的问题.当车辆处于建筑阴影或树影下时,该类型方法对噪声很敏感.

上述文献均以单帧图像为研究对象,忽略了车辆目标在视频图像序列中的空间位置连续变化关系.文献[14]提出了一种采用多帧时空图像(Time-spatial images, TSIs)的方法检测静止背景下的运动车辆,通过多帧 TSIs 增加检测被遮挡车辆的可能性,同时降低背景像素亮度与车辆像素亮度之间的依赖关系以改善车

辆检测的效果.但该方法依然无法应用于运动背景下车辆检测.

通常情况下,任何物体的形态在视频图像序列中随着时间变化或多或少产生形变.刚体目标(如车辆)形变程度相对于自身几何尺寸来说极为微小,受背景环境噪声和光照条件变化影响较小.因此,刚体目标在某个时间段内将一直存在于视频图像序列中,即刚体目标在视频图像序列中具有空间位置连续变化的关联性.非刚体目标(如草丛、树木等)不具有上述空间位置连续变化的关联性.基于单帧图像的车辆检测方法,由于未考虑目标的时空位置关联性,因而易将非刚体目标(如草丛、树木、行人等)误检为目标.

因此,本文提出了一种基于时空关系模型的城市道路车辆实时检测算法.算法依据多帧视频图像序列的时空连续变化关系,通过构建时空关系模型(TSM),完善车底阴影特征检测算法,并与 AdaBoost 算法相结合,实现运动车辆目标检测的候选区域筛选与验证处理,以降低车辆检测的误检率,提高准确率.

1 基于 TSM 的车辆检测算法流程

本文根据多帧视频图像序列间的时空连续变化关系,构建时空关系模型,通过车底阴影特征算法提取候选车辆区域,并采用 AdaBoost 算法+时空关系模型验证和筛选是否存在车辆,以满足车辆检测实时性,同时降低误检率,提高准确率.如图1所示,车辆检测算法流程图.

2 候选车辆区域提取和验证

2.1 候选车辆区域提取

不同类型车辆具有不同的颜色,形状,大小等,但是车辆的底部都具有类似于矩形的阴影区域,且该区域的灰度值小于路面的灰度值^[9].因此,可以根据这个显著的特征提取候选车辆区域.当从上向下扫描图像时,车底阴影特征下边缘与路面相交处的灰度值一定存在从暗到亮垂直方向上的显著变化,可将该垂直方向的边缘定义为候选车辆区域的底边.文献[9]采用统计学的方法确定整幅图像中的道路面的分割阈值,该方法一般环境下效果较好,由于在移动背景视频中,车辆周围的环境差异较大,该方法对光照强度和路面区域中树影非常敏感.与文献[9]不同的是,本文采用车辆前方局部路面区域灰度值统计的双阈值分割方法,滤

除区域中灰度值较高或较低的像素,如白色车道线,强光下高亮区域和建筑物,树等阴影.如图2所示,提取的车底阴影和生成的候选车辆区域.

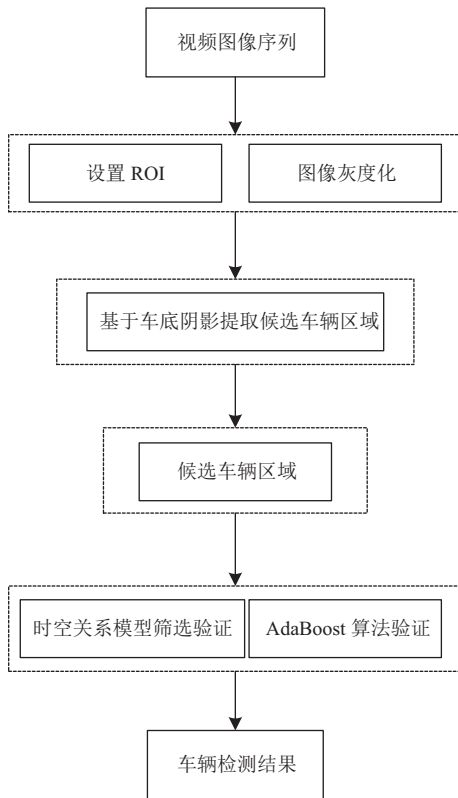


图1 算法流程图

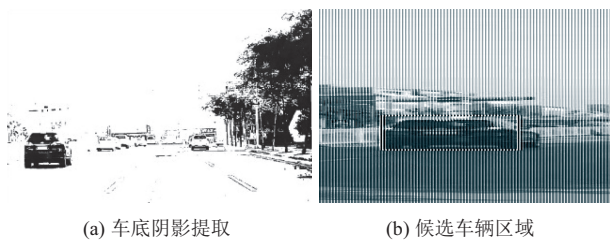


图2 实例图

2.2 候选车辆区域验证

本文采用 Haar-like 特征^[15]构建 AdaBoost 分类器以验证候选车辆区域,如图3所示. AdaBoost 分类器最初成功应用于人脸检测^[16],并且该分类器已在开源的计算机视觉库 (OpenCV) 中实现. 本文训练集 1500 张车辆样本 (小型汽车, 越野车, 卡车和公交车等) 来自于 MIT LabelMe 数据库, 3500 张非车辆样本 (道路路面, 交通标示, 护栏, 建筑物, 广告牌, 桥梁, 树木, 行人和草丛等) 来自于行车记录仪中采集的图像中, 如图

4所示. 为了减少分类器的误检情况, 把误检的负样本添加到训练集中, 最终构建了 20 级的级联分类器.

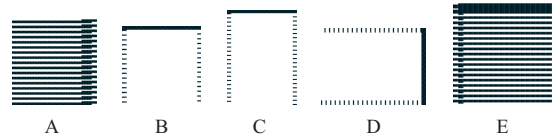
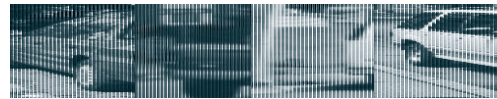
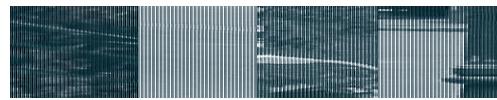


图3 Haar-like 特征



(a) 车辆样本



(b) 非车辆样本

图4 训练样本

3 时空关系验证筛选模型

3.1 模型描述

模型根据多帧视频图像序列的空间位置连续变化关系验证筛选候选车辆区域. 假设车载摄像头光轴与地面平行, 且摄像头沿光轴方向运动, 如图5所示. 摄像头置于运动的自身车辆前方, 摄像头, 前方车辆, 像平面间的空间位置关系如图6所示.

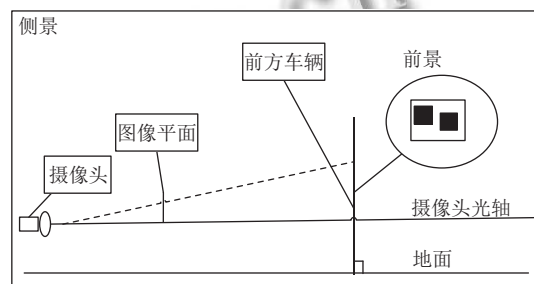


图5 空间场侧景图

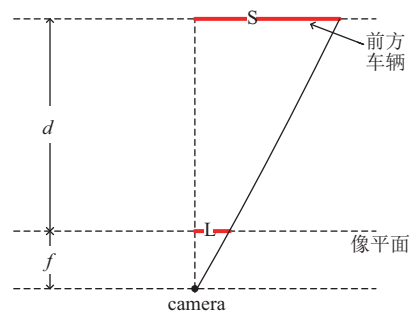


图6 空间位置关系

图6中, f 摄像头焦距, L 前方车辆在像平面上的尺寸, d 像平面与前方车辆的相对距离, s 前方车辆的实际尺寸, camera 摄像头位置.

根据三角形相似, 可得出公式 (1):

$$\frac{f}{f+d} = \frac{L}{s} \quad (1)$$

由于 f 远小于 d , 则公式 (1) 可简化为公式 (2):

$$\frac{f}{d} = \frac{L}{s} \quad (2)$$

因此, 前方车辆在像平面上的尺寸 L 为:

$$L = \frac{f \cdot s}{d} \quad (3)$$

如图7所示, 由于前方车辆和自身车辆同时在运动且车速不同, 因此两车间的相对距离 d 会产生变化. 由公式 (3) 可知 L 也会随之变化. 设自身车辆的运动速度 v_{camera} , 前方车辆的运动速度 v_{target} , 两车间的相对速度 $\Delta v = v_{camera} - v_{target}$. 当 $\Delta v > 0$ 时, d 逐渐减小, L 逐渐增大; 当 $\Delta v < 0$ 时, d 逐渐增大, L 逐渐减小; 当 $\Delta v = 0$ 时, d 与 L 均不变.

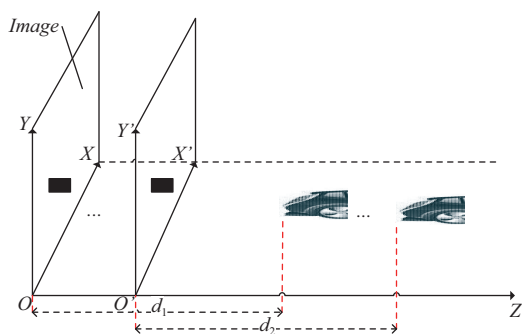


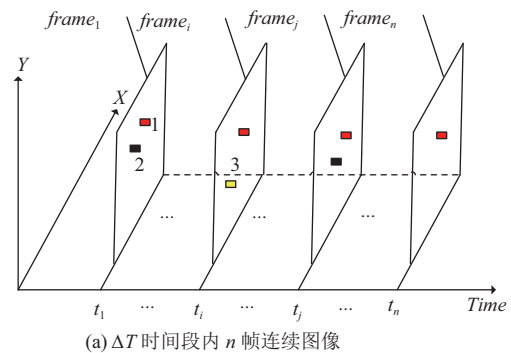
图7 前方车辆和自身车辆运动图

同理, 设 L' 前方车辆检测候选区域, 其包含前方车辆阴影区域和连续帧图像间发生的空间位置偏移. 根据实验数据统计, L' 满足检测的最小尺寸和最大尺寸分别设定为 L'_{min} , L'_{max} .

假设 $\Delta T(t_1, t_2, \dots, t_n)$ 时间段内, 前方车辆检测候选区域为 $L' = l_1, l_2, \dots, l_n$, $l_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 值各不相同. 若 $n \gg 2$ 帧连续图像中, 当某一连续时段 $t_i, \dots, t_j (t_1 < t_i, t_j < t_n)$ 内 l_i, \dots, l_j 满足:

$$\begin{aligned} L'_{min} < l_i, \dots, l_j < L'_{max}, m = j - i \geq 2 \\ \text{且 } |l_k - l_{k+1}| < \varepsilon, i \leq k, k + 1 \leq j \end{aligned} \quad (4)$$

则判定该检测候选区域为前方车辆; 反之, 则判定为背景噪声, 如图8所示.



(a) ΔT 时间段内 n 帧连续图像



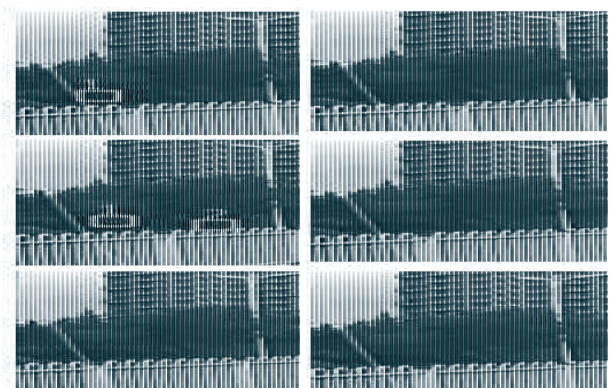
(b) 时空关系实例图像

图8 时空关系验证筛选模型

图8(a)中, 1号区域, 2号区域, 3号区域分别代表前方车辆检测候选区域. 1号区域满足公式 (4), 判定为前方车辆, 而 2号区域, 3号区域为背景噪声. 因此, 可依据此时空关系筛选模型实现前方车辆检测的验证筛选处理.

3.2 模型应用

如图9所示, 设定 $m=3$. 图9(a)中, 第374帧的1号, 375帧中1号和2号, 均不满足模型. 因此, 判定第374-376连续3帧内上述车辆检测候选区域为背景噪声. 图9(b)为验证筛选处理后的结果.



(a) 未验证筛选结果

(b) 验证筛选结果

图9 第374帧-第376帧实例图

4 实验结果

为验证本文提出的算法有效性和可行性,测试数据为行车记录仪采集的城市道路复杂环境下,不同时间段,不同天气状况的高清视频,帧率 30 fps,分辨率 1920*1088. 测试环境 Intel(R) Core(TM) i5-3450 CPU@3.10 GHZ, RAM 8 GB. 图 10 为车辆检测结果视频图像实例.

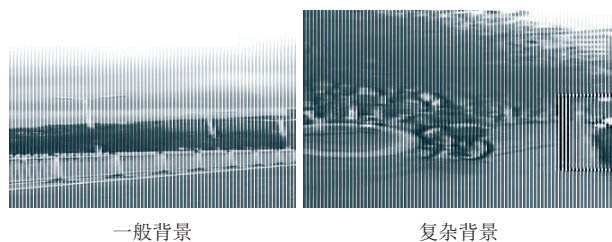


图 10 车辆检测实验结果

表 1 为实验统计结果,表 2 为实验结果对比. 测试视频总时长约 3 小时,以验证本文提出算法的准确率,鲁棒性和稳定性. 统计方法采用各帧视频图像车辆检测结果的简单累加计算. 图 11(a) 中前方车辆数为 3,检测结果 2,漏检 1. 图 11(b) 中前方车辆数为 2,检测结果 3,误检 1. 统计结果为: 实际前方车辆数为 5,正确检测 4,误检 1,漏检 1. 准确率和误检率计算公式定义如下:

$$ar = \frac{an}{an + ln} \quad (5)$$

$$fr = \frac{fn}{fn + tn} \quad (6)$$

其中 an, ln, fn, tn, ar, fr 分别表示正确检测车辆数,漏检车辆数,误检车辆数,前方车辆总数,准确率和误检率.

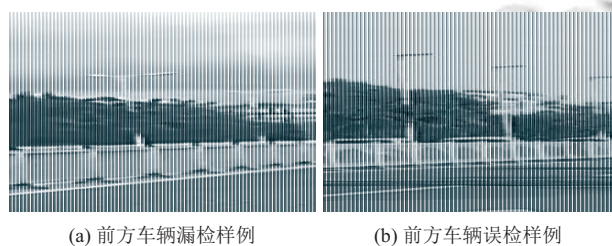


图 11 前方车辆检测实例

表 1 实验统计结果

	tn	an	fn	ln	$ar(\%)$
一般背景	1027	949	34	78	92.4
复杂背景	1033	951	47	82	92.1

文献[17]以整个道路面作为 AdaBoost 的验证扫描的区域,本文仅以车底阴影提取的候选车辆区域为

验证扫描区域,从而节省了计算时间. 实验结果对比表明本文算法有效降低了误检率,提高了准确率和处理效率.

表 2 实验结果对比

	$ar(\%)$	$fr(\%)$	分辨率	平均处理时间(ms)
文献[17]	86.67	8.89	648*480	140
复杂背景	92.1	4.3	1920*1088	76

5 结论与展望

本文根据前方车辆目标在视频图像序列中的空间位置关联性,通过构建时空关系验证筛选模型,提出了一种依据目标时空连续变化关系的车辆检测算法. 实验结果表明,该算法不仅有效地改善了单帧图像检测方法中存在的误检率和漏检率高的问题,而且满足车辆检测的实时性和鲁棒性. 当视频图像画质较差或车底阴影区域颜色与周围路面颜色相近时,检测结果依然不够理想. 下一步工作,结合更多的车辆特征进一步完善,优化本文提出的车辆检测算法.

参考文献

- Sun ZH, Bebis G, Miller R. On-road vehicle detection: A review. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(5): 694–711. [doi: 10.1109/TPAMI.2006.104]
- Sivaraman S, Trivedi MM. Looking at vehicles on the road: A survey of vision-based vehicle detection, tracking, and behavior analysis. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1773–1795. [doi: 10.1109/TITS.2013.2266661]
- Marola G. Using symmetry for detecting and locating objects in a picture. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1989, 46(2): 179–195. [doi: 10.1016/0734-189X(89)90168-0]
- 陈志猛, 刘东权. 基于对称性的快速车辆检测方法. 计算机工程与设计, 2012, 33(3): 1042–1046.
- Satzoda RK, Trivedi MM. Multipart vehicle detection using symmetry-derived analysis and active learning. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(4): 926–937. [doi: 10.1109/TITS.2015.2494586]
- Buluswar SD, Draper BA. Color machine vision for autonomous vehicles. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 1998, 11(2): 245–256. [doi: 10.1016/S0952-1976(97)00079-1]
- 刘勃, 周荷琴, 魏铭旭. 基于颜色和运动信息的夜间车辆检

- 测方法. 中国图象图形学报, 2005, 10(2): 187–191. [doi: [10.11834/jig.20050236](https://doi.org/10.11834/jig.20050236)]
- 8 Guo D, Fraichard T, Xie M, *et al.* Color modeling by spherical influence field in sensing driving environment. Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn, MI, USA. 2002, 8: 249–254.
- 9 Tzomakas C, Von Seeleb W. Vehicle detection in traffic using shadows. Institution of Neuroinformatik, Ruhr University Bochum in Germany. 1998. 1–8.
- 10 van Leeuwen MB, Groen FCA. Vehicle detection with a mobile camera: Spotting midrange, distant, and passing cars. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2005, 12(1): 37–43.
- 11 Chan YM, Fu LC, Huang SS. Vehicle detection and tracking under various lighting conditions using a particle filter. IET Intelligent Transport Systems, 2012, 6(1): 1–8. [doi: [10.1049/iet-its.2011.0019](https://doi.org/10.1049/iet-its.2011.0019)]
- 12 Cheon M, Lee W, Yoon C, *et al.* Vision-based vehicle detection system with consideration of the detecting location. IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(3): 1243–1252. [doi: [10.1109/TITS.2012.2188630](https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2188630)]
- 13 任薇, 任明武. 面向车辆防撞的车底阴影检测方法. 计算机工程与设计, 2015, 36(5): 1311–1316.
- 14 Mithun NC, Rashid NU, Rahman SMM. Detection and classification of vehicles from video using multiple time-spatial images. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(3): 1215–1225. [doi: [10.1109/TITS.2012.2186128](https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2186128)]
- 15 Lienhart R, Maydt J. An extended set of haar-like features for rapid object detection. Proc. of 2002 International Conference on Image Processing. Rochester, NY, USA. 2002, 1: I-900–I-903.
- 16 Viola P, Jones MJ. Robust real-time face detection. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137–154. [doi: [10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb](https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb)]
- 17 Chen DY, Chen GR, Wang YW. Real-time dynamic vehicle detection on resource-limited mobile platform. IET Computer Vision, 2013, 7(2): 81–89. [doi: [10.1049/iet-cvi.2012.0088](https://doi.org/10.1049/iet-cvi.2012.0088)]