

文章编号: 0253-2239(2010)04-1076-08

路面车辆实时检测与跟踪的视觉方法

沈 峤 李舜韶 柏方超 缪小冬 李芳培

(南京航空航天大学能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘要 为向驾驶者提供有效的车辆位置信息,提高驾驶安全性,提出了一种融合多种目标特征的单目视觉车辆检测与跟踪方法。首先,利用车辆尾部的结构对称性提取出感兴趣区域,减少搜索范围。再利用车辆底部的阴影特征,在感兴趣区域中搜寻车辆可能出现的位置,找出假设目标。然后,利用亮度和轮廓信息对假设目标进行对称性验证,排除虚假目标。同时,融合颜色和梯度方向建立目标特征模型,利用均值平移算法在随后的图像序列中对目标进行快速跟踪定位。检测与跟踪联合工作在一种互动机制下,大幅改善了算法的有效性和实时性。实验结果显示,提出方法的正确识别率为 96.34%,平均处理速度达 24.27 frame/s,能够满足车辆驾驶安全性和实时性要求。

关键词 机器视觉;车辆检测;目标跟踪;智能车辆;智能交通系统

中图分类号 U273.99 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103004.1076

On Road Vehicles Real-Time Detection and Tracking Using Vision Based Approach

Shen Huan Li Shunming Bo Fangchao Miao Xiaodong Li Fangpei

(College of Energy & Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract A novel monocular camera based on road vehicle detection and tracking approach by fuse multi-cues of object is present to improve drive security by providing some effective on road vehicles position information for driver. First, the horizontal symmetry of vehicle rear view is utilized to achieve the region of interest (ROI) extract so as to reduce search area of following process. And then, the sign of underneath shadow is employed to generate hypothetical positions on which potential vehicles maybe present. Following, both image intensity and figure information are combined to used to verify the vertical symmetry of the potential vehicle candidates. Meanwhile, mean shift procedure, based on the object feature model of combine color histogram and orientation histogram, is employ to fast search the potential objects between two sequential image frames. More important, both detection and tracking cooperate work under a interactive mechanism which can dramatically improve both detection efficiency and real-time. Experimental results show that the proposed approach can achieve 96.34% correct recognition rate and run on an average 24.27 frame/s, which validate the vehicle drive security and real-time requirements.

Key words machine vision; vehicle detection; object tracking; intelligent vehicles; intelligent traffic system

1 引 言

全世界平均每分钟就至少 1 人死于车辆交通事故,每年有 3 百万人需要进行长期治疗,造成的直接经济损失高达 230 亿美元^[1]。对车辆事故起因的统

计表明,车辆追尾事故占据交通事故总量中的首要位置。为降低事故发生率,减少人身和财产损失,众多的汽车生产厂家和相关科研机构展开了面向智能车辆的辅助驾驶或防撞系统研发。研究辅助驾驶系

收稿日期: 2009-04-24; 收到修改稿日期: 2009-06-15

基金项目: 国家自然科学基金(50675099)、江苏省自然科学基金(BK2007197)和江苏省普通高校研究生科研创新计划(CX08B_044Z)资助课题。

作者简介: 沈 峤(1980—),男,博士研究生,主要从事智能车辆视觉导航系统,嵌入式系统以及智能仪器仪表等方面的研究。E-mail: huan_shen@nuaa.edu.cn

导师简介: 李舜韶(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事智能车辆系统,微弱信号检测与分析等方面的研究。E-mail: smil@nuaa.edu.cn

本文彩色效果详见中国光学期刊网。http://www.opticsjournal.net

统,将行驶车辆前方的环境信息或危险状况发送给驾驶员,避免或降低事故发生的概率,其中检测并确定周围环境中的车辆位置是该系统的基础环节。目前,以机器视觉作为主要的传感技术手段最为引人关注^[2~5]。

已提出的车辆检测与跟踪方法可归结为 4 大类,即基于双目视觉的方法、基于运动的方法、基于外形的方法和基于知识的方法。Bertozzi 等^[6]提出一种基于双目立体视觉的目标检测方法,优点是定位比较准确,但计算量大,需要特殊硬件支持;Fleet 等^[7]基于运动的方法,利用光流(Optical Flow, OF)检测障碍物的位置,该方法的一个明显局限是无法检测静态目标,此外实时性不理想;Sun 等^[8]的研究属于基于外形(Appearance)的方法,为目前较新的检测与识别方法,但如何建立有效的培训样本是值得继续研究的问题;Marola 等^[9]的研究属于基于知识的方法,在障碍物数量较少时检测效率较高,但复杂环境下的错误识别率有所增加。

由于视频图像的连续性,目标在图像序列中的位置不会发生突变。根据这一特性,有学者提出以先检测,再跟踪的方法来改善检测效果。Hoffmann 等^[10]利用颜色信息检测车辆在图像中的位置,然后通过匹配目标在连续两帧图像中的豪斯多夫(Hausdorff)距离,实现目标在后续图像帧中的连续定位问题。这种检测与跟踪相互独立的方法会导致被误检的目标无法在跟踪过程中剔除和跟踪结果无法对检测过程提供指导信息。最近,Avidan^[11]报导了一种结合支持向量机(SVM)和光流的跟踪方法,命名为支持向量跟踪器(SVT)。SVT 通过最大化 SVM 分类得分,实现目标的局部精确定位,但无法处理目标遮挡的情况,没有给出有关检测效率和处理的时间信息。

本文充分挖掘有效的目标先验知识,并将其融合为一种稳定的目标特征,首先对单帧图像实现路面车辆的初始检测,接着采用融合方向直方图和颜色直方图的均值平移跟踪算法,对单帧检测结果进行跟踪,以提高实时性。最后利用时间连续性,以检测触发跟踪,跟踪反馈检测的互动机制,从而进一步提高检测效率。

2 单帧图像检测方法

驾驶环境的复杂性造成了道路场景变化的多样性。不同的车辆类型、颜色以及光强变化等都将对目标的正确检测和识别带来困难。期望在一步中,

或利用单一特征作为检测方法或手段很难达到实际要求。本文提出一种由粗到精,并融合多种有效的目标特征的路面车辆检测方法,检测流程如图 1 所示。

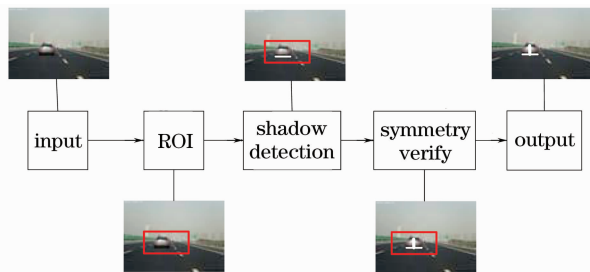


图 1 检测流程图

Fig. 1 Flow chart of detection

2.1 ROI 提取

与交通视频监控中的目标检测系统不同,智能车辆障碍物检测系统处理的是动态背景。通过对背景建模,然后利用背景减^[12]提取运动区域的方法在此无法应用。

目标车辆在图像中所占的尺寸大小不仅与目标自身的实际尺寸有关,还与距摄像机的距离有关。对于任意给定的目标和相机,其尺寸大小与距离平方成反比关系。当目标与相机之间具有一定距离时,目标运动或相机运动将无法区分^[13]。从而,利用时间差^[14]等提取运动区域的方法同样不理想。

考虑车辆尾部包含大量的水平和垂直边缘,具有良好的对称性,特别是垂直方向。本文利用车辆尾部水平边缘的垂直对称特性来提取出目标感兴趣区域(ROI)。处理步骤如下:

1) 采用水平索贝尔(Sobel)算子对图像进行卷积,获取图像的水平梯度信息。

2) 选择适当的阈值,将梯度图像二值化。考虑该步骤的主要目的是缩小处理区域,阈值的选择可以适当放宽,保留尽可能多的目标轮廓信息即可。本文所有实验的取值固定为 170。

3) 扫描二值图像中的目标点[图 2(b)中的白色像素],统计其中的对称点坐标,根据对称点分布情况计算出 ROI。

此外,行驶在公路上的车辆一般具有一定的空间限制,即车辆通常会行驶在有效路面区域中。也就是说,搜索障碍物的区域可由整个图像空间缩小为车道线或道路边界内部的区域。利用上述约束可减少处理区域,缩短障碍物检测时间。关于车道线检测的方法在笔者先前的研究中已有体现^[15]。

根据上述步骤,处理结果在图 2 中给出。

图 2(a)为输入的原始图像,图 2(b)为提取的水平边缘,二值化使用的阈值为 170,图 2(c)为对称点的分布情况,其中绿色部分表示统计出的对称点坐标,图 2(d)中红色矩形框为最终确定的 ROI,后续的处理将限制在该区域中。

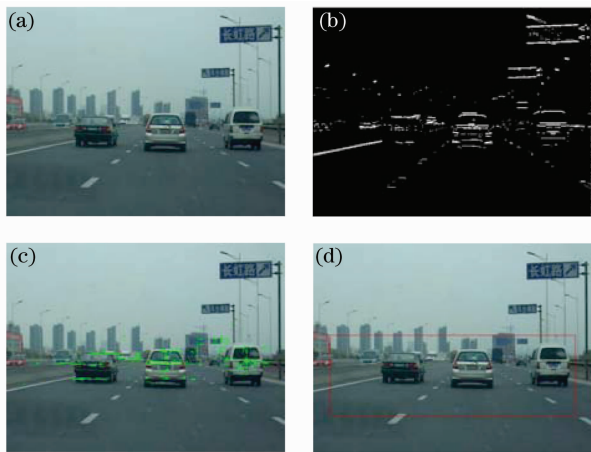


图 2 感兴趣区域提取结果。(a)原图;(b)水平边缘(阈值 170);(c)对称点分布;(d)ROI 提取

Fig. 2 Results of obtain region of interest. (a) original image; (b) horizontal edges (Threshold is 170); (c) distribution of symmetry points; (d) ROI

2.2 阴影检测

车辆阴影是一种有效的车辆检测线索。Mori 等^[16]的研究结果证实了车辆下方阴影区域的像素亮度值较其它区域的亮度要低,甚至是整副图像中最暗的部分。然而,车辆阴影的具体亮度分布容易受到光照强度的影响,而光线在一天中的不同时段又存在一定的变化。因此,给出一种能够自适应的将车辆阴影从图像中分割出来的方法是非常困难的^[17]。

一般地,路面图像中与车辆阴影亮度相当,或者说影响车辆底部阴影分割的主要因素有:除车辆以外的其它物体(树、桥、标识牌等)在路面上的投影,路面积水,以及颜色较深的目标等。因此,考虑先求取一个能够将以上情况全部检测出来阈值,即寻找一个能够将车辆阴影检测出来的上边界。然后,再利用后续的处理一步步地排除其它非车辆产生的阴影。根据这个思路,最直接的方法是采用图像局部均值和方差来设置一个动态阈值,达到阴影分割的目的。图像的局部均值反映图像区域的平均亮度,其值越高,说明区域平均亮度越大。而方差反映的是图像区域的均匀程度,其值越大说明该区域亮度分布越不均匀,反之则越均匀。

统计区域的选择是首要解决的问题。关于路面分割^[18]等方法虽可以很好地解决区域选择问题,但

计算相对复杂,不宜采用。实践中发现图像中近摄像机端的像素亮度值通常低于远摄像机端像素亮度值,即同种性质的目标,成像在远处时像素亮度要高于位于近处时。类似于人眼的成像原理,这种现象主要由远摄像机端的各种光反射较近摄像机端要强所致^[19]。因此,考虑在图像的中下部(自由驾驶区域)选择一块图像区域来统计均值和方差。该区域中的目标相对单一,可能出现的组合情况主要有如下 3 种:

1) 仅仅是路面

方差很小,一般在 10 以内,该区域的像素亮度值与均值基本一致。以低于均值 3 倍方差作为阈值即可达到阴影分割目的。

2) 路面和车道线

由于混合目标的存在,导致方差较情况 1) 大,一般在 10~20 左右。此外,车道线主要为白色和黄色,均值也略高一些。取低于均值 2 倍方差作为阈值即可满足要求。

3) 路面和阴影

类似情况 2),混合目标导致方差大,但由于阴影部分亮度较低,均值一般低于情况 1)。此时,选择低于均值 1 倍方差作为阈值即可。

均值(μ)和方差(σ)按照下式计算,

$$\mu(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} L(i+m, j+n)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [L(i+m, j+n) - \mu(i, j)]^2}$$

(1)

式中 $L(x, y)$ 为点 (x, y) 处的亮度值, M 和 N 为统计区域的高度和宽度。

如图 3 所示,给出的方法能够得到理想的分割结果。图 3(a)给出在图 2(d)基础上的阴影分割结果,表明该方法能够较好的过滤掉路面等非感兴趣目标的干扰。图 3(b)给出阴影检测结果,红色横线代表检测出的阴影位置,即可能出现车辆的假设位置。

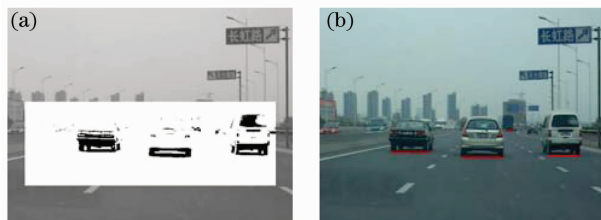


图 3 阴影检测结果。(a)图像分割;(b)阴影检测
Fig. 3 Detection result of underneath shadow. (a) image segment; (b) shadows detection

2.3 对称性验证

在检测车辆阴影过程中,为将图像中所有可能的车辆都检测出来,其中难免包含一些虚假目标。如前所述,车辆尾部具有很强的垂直对称性。下面利用该特征对阴影部位的候选目标进行对称性验证,从而排除虚假目标,标识出真实车辆在图像中的位置。

利用车辆尾部图像轮廓和灰度信息的垂直对称性,提出一种衡量车辆尾部对称性的方法。具体做法为,在阴影上方选择一块大小适中的图像区域,区域大小需根据透视投影关系以及车辆的实际尺寸而定。对该区域的边缘图像像素进行行扫描,统计其中配对比较多的图像列,预设对称轴,记录以该对称轴产生镜像对称的像素点(集合 P)。然后,以该记录为引导,由(2)式计算亮度对称度,对称度最高的轴作为对称轴。

$$S_{\text{level}} = \frac{1}{K} \sum_{(t,k) \in P} \frac{|L(t-s,k) - L(t+s,k)|}{255}, \quad (2)$$

式中 K 为对称点的个数, S_{level} 属于 $[0, 1]$ 表示对称性度量,其值大小说明对称度,0 表示完全对称,1 表示完全不对称。

图像轮廓信息的引入主要是为了消除灰度一致区域(如路面,积水等)对对称度量的影响。如果没有考虑图像轮廓,灰度一致区域则表现为很高的对称性。如果这些区域的轮廓信息量比较少,可以通过判断集合 P 中的元素个数,即 K 值大小来消除。另外,即使轮廓元素较多,但不具备良好的对称度的情况也将被排除。有阴影、又经过对称性验证的目标被最终确认为有效车辆,从而有效地抑制灰度一致区域的影响。图 4 给出了对称性验证的结果,白色垂线标表示检测出来的车辆对称轴。



图 4 对称性验证结果

Fig. 4 Result of symmetry verify

3 序列图像的跟踪定位

3.1 目标边界框确定

由于车辆的上边界很容易被其它物体所干扰,

例如附近的其它车辆,远处的楼房等。因此很难精确地确定车辆顶部的具体位置。相反,车辆底部的测定要容易得多,可以由阴影检测步骤确定[如图 3(b)所示]。而目标的左右边界可以借助垂直边缘的投影向量来确定。具体为,以车底阴影为下界,左右适当放宽 5 个像素取一个 1:1 的矩形窗口。然后将每一列中含有垂直边缘的像素点进行累加,得到一个垂直边缘像素的投影向量。该向量中的元素值越大表明该列存在目标边界的可能性越大。从向量左右两遍搜索峰值点即可确定目标的左右边界。本文将搜索到的第一个峰值坐标设定为左右边界位置,从而确定目标的边界框。

3.2 均值平移算法

均值平移(MS)是一种非参数概率密度估计方法,最先由 Fukunaga^[20] 于 1975 提出。他认为 MS 与概率密度梯度之间存在某种比例关系,但当时未能给出数学证明。20 年后 Cheng^[21] 证实了 Fukunaga 最初的设想。用密度函数的梯度估计代替密度函数估计的梯度,有

$$\hat{\nabla} f_{h,K}(x) = \nabla \hat{f}_{h,K}(x) = \frac{2c_k}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x - x_i) k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) = \frac{2c_k}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right] \times \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right)} - x \right], \quad (3)$$

式中 $f(x)$ 为目标概率密度, $k(x)$ 为核函数, h 为核宽, x 为目标的中心像素坐标, x_i 为 x 的邻域像素坐标。由(3)式可以看出,左边方括号中的内容与目标的概率密度成比例,而右方括号部分即为均值平移向量,表达如下:

$$f_{\text{MS}}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right)} - x. \quad (4)$$

从而,(3)式可转化为

$$f_{\text{MS}}(x) = \frac{1}{2} h^2 c \frac{\hat{\nabla} f_{h,K}(x)}{f_{h,G}(x)}. \quad (5)$$

(5)式可以直观的理解为均值平移向量总是指向目标概率密度梯度最大化的方向。

最近,Comaniciu^[22] 等提出了基于均值平移的相似性搜索算法。如目标为由像素 $\{x_i\}, i = 1, 2, \dots, n$ 表示的集合。建立如下目标模型,

$$p_u(x) = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u], \quad (6)$$

式中 δ 为 delta 函数, b 为颜色索引映射函数, $u \in \{1, 2, \dots, m\}$ 为颜色索引值, C 为归一化因子, 可以由 $\sum p_u = 1$ 求取。

从而, 目标跟踪问题转化为在连续两帧图像中匹配与目标最相似的区域位置。引入巴培查里亚 (Bhattacharyya) 相似性系数

$$\rho(x) = \rho[p_u(x), p_u(x_0)] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(x)p_u(x_0)}. \quad (7)$$

利用均值平移搜索最佳匹配点的过程可归结如下:

1) 根据 3.1 小节提供的方法初始化目标位置为 x_0 (边界框的中心点位置), 根据 (6) 式和 (7) 式分别计算出 $p_u(x_0)$ 和 $\rho(x_0)$ 。

2) 根据 (8) 式计算权值,

$$\omega_i = \sum_{i=1}^m \sqrt{\frac{p(x)}{p(x_1)}} \delta[b(x_i) - u]. \quad (8)$$

3) 根据 (4) 式计算目标的新位置 x_1 , 并更新 $p_u(x_1)$ 和 $\rho(x_1)$ 。

4) 如 $\|x_1 - x_0\| < \epsilon$, ϵ 取 0.01, 更新目标位置, 算法停止。否则, 跳转到第 2) 步。

3.3 特征模型与特征融合

Comanicu 等^[22]用颜色直方图作为目标的特征模型, 而空间信息未考虑进去, 从而降低了目标特征的唯一性。为提高目标特征表达的完备性, 考虑增加梯度方向信息。在此, 融合颜色直方图和方向直方图 (HoG) 作为目标的特征模型。HoG 特征的提取方法如下:

1) 利用水平和垂直 Sobel 算子计算出目标图像中点 (x, y) 处的水平和垂直梯度 $f_x(x, y), f_y(x, y)$ 。

2) 梯度的模与梯度的方向分别为

$$\nabla f(x, y) \approx |f_x(x, y)| + |f_y(x, y)|, \quad (9)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)}. \quad (10)$$

3) 将跟踪区域取为 $4 \times 5 = 20$ 单元, 每个单元包含 $4 \times 4 = 16$ 个像素。

4) 为每个单元计算方向直方图, 直方图维数取为 8, 即 8 个方向。

5) 为提高 HoG 对光强变化的影响, 用 (10) 式规范化每个单元生成的直方图。

$$\beta_i = \frac{\alpha_i}{\|\alpha_i\|_1 + \epsilon}, \quad (11)$$

式中 $\|\cdot\|_1$ 为 1 范数, α_i 表示规范化之前的单元直方图向量, β_i 表示规范化之后的标准化方向向量, ϵ 为一个很小的正数。

5) 将规范化后的 $4 \times 5 = 20$ 个单元所生成的直方图组合起来, 即可得到一个 $20 \times 8 = 160$ 维的 HoG 特征向量。

颜色特征向量提取方法为, 将 RGB 空间的 R, G, B 三个分量分割成 $8 \times 8 \times 8 = 512$ 段, 作为颜色特征向量。

跟踪启动后, 首先通过比较不同特征模型得出的 Bhattacharyya 相似性系数, 系数越高说明该特征对目标定位的贡献越大。通过 (11) 式计算出目标最终的位置, 达到融合两种特征定位的效果。

$$x = \frac{B_c}{B_c + B_o} x_c + \frac{B_o}{B_c + B_o} x_o, \quad (12)$$

$$y = \frac{B_c}{B_c + B_o} y_c + \frac{B_o}{B_c + B_o} y_o, \quad (13)$$

式中 x, y, x_c, y_c, x_o, y_o 分别为两种特征融合、颜色特征和方向特征估计出的目标横坐标和纵坐标, 而 B_c 和 B_o 分别是用颜色特征和方向特征计算出的 Bhattacharyya 相似性系数。

4 检测与跟踪的互动策略

为了充分利用视频序列的时间连续性, 提出一种检测与跟踪联合工作的机制。概括如下:

1) 给出车辆检测方法, 在单帧图像中尽可能的搜索出目标车辆。根据目标车辆在图像中的分布情况, 找出对车辆正常行驶具有威胁的目标, 将其位置提取出来, 存入一个检测和跟踪所共享的目标列表。

2) 定义一个时间积累因子, 用于评价列表中目标是否需要持续跟踪。如果时间积累因子大于零, 表示需要进行跟踪, 根据目标个数启动相应数量的跟踪器。否则, 终止对该目标的跟踪, 并将其从列表中剔除。

3) 正常情况下, 为提高实时性, 检测算法每隔 10 frame 运行一次, 并将检测结果与跟踪列表进行对比。如检测结果与列表中存在相同的目标, 则对这些目标的时间积累因子加 1, 反之则减 1。若某一目标的时间积累因子降为零, 将其从列表中剔除, 并终止对该目标的跟踪。

4) 相应地, 当跟踪启动后, 可通过判断相似性系数来改变时间积累因子的值。如果相似系数在连续

的 5 frame 中都大于一个阈值,则对该目标的时间积累因子加 1,否则减 1。若某一目标的时间积累因子降为零,将其从列表中剔除,终止对该目标的跟踪,并触发一轮新的单帧检测过程。

5 实验结果

为了对提出的方法进行有效的评估,选取了一段在市区拍摄的真实道路场景的视频图像。该视频在阴天环境下拍摄,并且在拍摄过程中存在一定程度的运动模糊,这些都增加了检测与跟踪的复杂度,使得实验结果更具有效性。所有实验数据均来自于从该视频中截取的总共 11280 frame 包括了不同颜色、不同类型车辆的图像。

首先,为验证单帧检测方法的有效性,从所有的实验图像中选出 564 frame 图像(每 20 frame 取 1 frame),进行了单帧检测,其中典型的处理结果如图 5 所示。



图 5 单帧图像检测结果

Fig. 5 Results of single image detection

然后,联合跟踪方法和检测与跟踪互动机制进行了检测与跟踪的互动实验,实验的部分结果在图 6 中给出,红色十字叉表示跟踪器确定的目标位置。

一般地,并非周围环境中的所有障碍物都会对驾驶车辆造成威胁,只有距驾驶车辆最临近的障碍物才会产生威胁。而距离较远的,或者被临近车辆遮挡的目标都不会对驾驶车辆构成直接的威胁。因此,将统计结果归为两大类,即已标记目标和未标记目标。前者代表图像中被算法判定为车辆的目标,后者表示图像中未能被算法检测出来的车辆。在已



图 6 车辆检测与跟踪结果

Fig. 6 Results of vehicles detection and tracking

标识部分中,有正确检测的,即标识出来的目标是车辆的称为正确检测。相应地,也存在误检情况。这里将标识出来的目标并非车辆的定义为虚报。在未标识部分中,对车辆正常驾驶有影响但未能检测出来的称为漏检。无影响而未被检测出来的归入其它类。统计结果的详细数据如表 1 所列。

表 1 检测结果的统计数据

Table 1 Detection results on statistical data

Type	Frames	Percent /%
Total number of frames	2103	100
Labelled	Correct	69.9
	False alarms	6.28
Unlabelled	Miss	3.66
	Other	26.44

通过分析,以及表 1 的统计数据来看,正确识别和其它两部分结果都属于算法能满足实际要求的情况,占据了绝大部分比例(96.34%),表明算法有较高的正确识别能力。

由于漏检情况会对驾驶安全性会带来直接的威胁,应尽可能消除。从实验数据看,这种情况所占比例较小,仅为 3.66%,且主要发生在离当前车辆较远处。如图 5 第 1 副图像中位于右车道的黑色小轿车。这种情况出现的原因是由于该目标出现的位置较远,导致目标内部纹理特征较少,从而被对称验证环节所过滤。但这种情况基本不会对车辆驾驶的安全性造成实际威胁。

与漏检不同,虚报不会对驾驶安全性造成威胁,但会增加系统的额外计算开销,降低系统实时性。所以,应在保证识别正确性的情况下尽可能的降低。采用单帧检测时对系统带来的额外开销为 6.28% (加入跟踪后,这部分开销将被忽略)。

算法在各个环节的计算时间由表 2 给出。每帧图像的平均处理时间约为 69.2 ms。即 14.45 frame/s。平均处理时间由处理所有实验图像的总时间除以总的图像帧数来计算,而直接跟踪的平均处理时间为 35.8 ms,即 27.93 frame/s。加入检测与跟踪互动机制后,检测和跟踪在每 100 帧图像中的运行次数约为 16:84,其中有 6% 的检测是由跟踪触发(原定每隔 10 帧检测一次)。从而,平均每帧图像处理的时间降低为大约 41.2 ms。即 24.27 frame/s。如驾驶速度以 140 km/h 计算,车辆每秒行驶 38.8 m,算法将以每 1.6 m 的间隔更新一次障碍物信息。如以 60 km/h 计算,更新距离将缩短至 0.68 m。

表 2 平均处理时间

Table 2 Average processing time

Step	Execute time /ms	Average time /ms
ROI	16~28	24.3
Shadow detection	12~36	28.9
Symmetry verify	6~31	16.1
Tracking	32~40	35.8

综上所述,本文提出的检测与跟踪交互的方法在路面车辆检测的有效性和实时性方面足以满足车辆驾驶安全性要求。

6 结 论

1) 充分挖掘目标的先验知识,通过融合水平/垂直边缘、垂直对称性、图像亮度,车底阴影 4 种目标特征实现了路面车辆的视觉检测任务,正确识别率达 96.34%。

2) 联合颜色直方图和方向直方图建立了目标的特征模型,利用均值平移算法在连续的两帧图像中快速寻找最佳的匹配区域位置,实现对目标的快速

连续跟踪定位。

3) 提出一种检测与跟踪交互工作的机制。以时间连续性为线索,由检测触发跟踪,并及时修正跟踪过程产生的积累误差;同时,跟踪过程又将时间积累信息反馈给检测过程,在保证识别率的前提下,将处理速度提高到 24.27 frame/s。

4) 为验证提出方法的有效性,利用 Matlab 语言编程并对大量的实际道路场景图像进行了测试。实验结果分析表明,提出的方法能够满足车辆驾驶安全性和实时性要求。

参 考 文 献

- Li Shunming, Shen Huan, Mao Jianguo *et al.*. Survey of intelligent vehicles development and its key supporting technologies[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2009, **28**(1): 1~4
李舜酩, 沈 岨, 毛建国 等. 智能车辆发展及其关键技术研究现状[J]. *传感器与微系统*, 2009, **1**(4): 1~4
- M. Bertozzi, A. Broggi, A. Fascioli. Vision-based intelligent vehicles: State of the art and perspectives[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2000, **32**(1): 1~16
- Guan Zhiqiang, Chen Qian, Gu Guohua *et al.*. Dim target detection based on optical flow histogram in low frame frequency in clouds background[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1496~1501
管志强, 陈 钱, 顾国华 等. 基于光流直方图的云背景下低帧频小目标探测方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1496~1501
- Tian Yumin, Wan Bo, Dong Wentao. Object detection algorithm based on moving background in MPEG-4 video[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(5): 1227~1231
田玉敏, 万 波, 董文涛. MPEG-4 视频中运动背景下的目标检测算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(5): 1227~1231
- Guan Zhiqiang, Chen Qian, Qian Weixian *et al.*. Infrared target tracking algorithm based on algorithm fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 860~865
管志强, 陈 钱, 钱惟贤 等. 一种基于算法融合的红外目标跟踪方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 860~865
- M. Bertozzi, A Broggi. Gold: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1998, **7**(1): 62~81
- J. Barron, D. Fleet, S. Beauchemin. Performance of optical flow techniques[J]. *Computer Vision*, 1994, **12**(1): 43~77
- Z. Sun, G. Bebis, R. Miller. On-road vehicle detection using gabor filters and support vector machines [C]. *IEEE Digital Signal Processing*, 2002, **2**: 1019~1022
- G. Marola. Using symmetry for detecting and locating objects in a picture [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1989, **46**(2): 179~195
- C. Hoffmann, T. Dang, C. Stiller. Vehicle detection fusing 2D visual features [C]. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2004. 280~285
- S. Avidan. Support vector tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(8): 1064~1072
- S. McKenna, S. Jabri, Z. Duric *et al.*. Tracking groups of people[J]. *Comput. Vis. Image Understanding*, 2000, **80**(1): 42~56
- U. Regensburger, G. Volker. Visual recognition of obstacles on roads[C]. *IEEE International Conference on Intelligent Robots*

- and Systems*, 1994, **2**: 980~987
- 14 A. J. Lipton, H. Fujiyoshi, R. S. Patil. Moving target classification and tracking from real-time video [C]. *IEEE Workshop Applications of Computer Vision*, 1998. 8~14
 - 15 Shen Huan, Mao Jianguo, Li Shunming. Monocular camera machine vision lane recognition algorithm and realization on ARM system [J]. *J. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2008, **40**(2): 209~213
沈 岷,毛建国,李舜酩.单目视觉车道线识别算法及其 ARM 实现[J]. *南京航空航天大学学报*, 2008, **40**(2): 209~213
 - 16 H. Mori, N. M. Charkari. Shadow and rhythm as sign patterns of obstacle detection[C]. *International Symposium on Industrial Electronics*, 1993, 271~277
 - 17 C. Tzomakas, W. V. Seelen. Vehicle detection in traffic scenes using shadows[EB/OL], [1998-06], <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.45.2>.
 - 18 S. Raboisson, P. Schmourer. Obstacle detection in highway envirmnt by color CCD camera and image processing prototype installed in a vehicle [C]. *IEEE Symposium on Intelligent Vehicles*, 1994, 44~49
 - 19 Qu Xinghua, He Ying, Han Feng *et al.*. Illumination system for detecting random defects on strongly reflective and complex surfaces[J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, **23**(5): 547~551
曲兴华,何 滢,韩 峰等.强反射复杂表面随机缺陷检测照明系统分析[J]. *光学学报*, 2003, **23**(5): 547~551
 - 20 K. Fukunaga, L. Hostetler. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 1975, **21**(1): 32~40
 - 21 Y. Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(8): 790~799
 - 22 D. Comaniciu, P. Meer. Mean shift-A robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(5): 603~619