

基于多特征融合的视频交通数据采集方法

王坤峰¹ 李镇江¹ 汤淑明^{1,2}

摘要 提出了一种基于多特征融合的视频交通数据采集方法,核心思想是:在图像中设置虚拟线圈,假设车辆从虚拟线圈上驶过时引起像素变化,通过识别这种像素变化来检测车辆并估计车速.与现有技术相比,本文的贡献在于:1)综合利用虚拟线圈内的前景面积、纹理变化、像素运动等特征来检测车辆,提出了有效的多特征融合方法,显著提高了车辆检测精度;2)根据单个虚拟线圈内的像素运动向量来估计车速,避免了双线圈测速法的错误匹配问题.算法测试结果表明本文算法能够在复杂多样的交通场景和天气条件下,准确地检测车辆和估计车速.在算法研究的基础上,研制了一款嵌入式交通视频检测器,在路口长期采集交通数据,为交通信号控制和交通规律分析提供决策依据.

关键词 交通数据采集, 视频检测, 多特征融合, 虚拟线圈

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00322

Visual Traffic Data Collection Approach Based on Multi-features Fusion

WANG Kun-Feng¹ LI Zhen-Jiang¹ TANG Shu-Ming^{1,2}

Abstract An effective approach for visual traffic data collection based on multi-features fusion is presented. The main idea is to configure several virtual loops (detection zones) on the image, assuming moving vehicles may cause pixel intensities to change, then by identifying such pixel changes, to detect vehicles and estimate vehicle speed. The contributions of this paper are: 1) We integrate multiple features including foreground area, texture change, and pixel motion in the virtual loop to detect vehicles, and present an effective multi-features fusion approach, which can significantly improve the accuracy of vehicle detection; 2) we search the pixel motion vectors in a single virtual loop to estimate vehicle speed, avoiding the mismatching problem existing in the dual-loop detector. Algorithmic testing results show that the proposed approach is able to accurately detect vehicles and estimate vehicle speed in a wide range of traffic scenes and weather conditions. Based on the proposed approach, we developed an embedded traffic video detector, which can operate at traffic intersections to collect traffic data and provide decision-making basis for traffic signal control and traffic law analysis.

Key words Traffic data collection, video detection, multi-features fusion, virtual loop

交通数据采集是智能交通系统的重要组成部分,在交通信号优化控制、交通事件检测、交通诱导、城市道路规划等方面发挥着重要作用.交通数据采集离不开对道路上车辆的检测,与传统的地感线圈相比,视频检测具有安装和维护方便、价格相对低廉、检测信息丰富、监视范围大等优点,逐渐成为近来研究的热点,出现了许多重要的理论和应用成果^[1-10].

视频交通数据采集主要有两种研究方法:车辆跟踪法和虚拟线圈法.车辆跟踪法^[1-5]首先识别和分割交通视频中的车辆,通过车辆跟踪建立相邻帧之间的车辆对应关系,获取车辆运动轨迹,采集交通数据;虚拟线圈法^[6-10]则是模拟地感线圈的工作原理,由用户在图像的关键位置上设置虚拟线圈,根据虚拟线圈内的像素变化来判断是否存在车辆,从而采集交通数据.这两种方法各有特色.车辆跟踪法根据车辆轨迹获得的交通数据更加精确,因为这些信息既来源于时间域,又来源于空间域.其劣势在于当交通密度较大时,车辆遮挡严重降低跟踪精度,因此车辆跟踪法一般只用于高速公路的监测.与之相比,虚拟线圈法不能充分利用图像的空间域知识,获得的交通数据比较有限,但是几乎不受交通状况的限制,全天候工作时鲁棒性较好,更加适合实际应用.

由于现有的车辆跟踪算法在监控城市道路时普遍缺乏鲁棒性^[1-5],本文面向实际应用,研究虚拟线圈法. Traficon, Autoscope, Iteris, Peek 等商业视频检测器都采用虚拟线圈法,已经广泛替代地感线圈,在道路上做交通数据采集.然而评估报告^[11-15]

收稿日期 2009-11-27 录用日期 2010-09-03
Manuscript received November 27, 2009; accepted September 3, 2010

国家自然科学基金(60921061, 90920305, 60974095, 60904057, 90924302), 中国科学院项目(2F10E08, 2F10E10), 山东省“泰山学者”建设工程专项经费(011006005)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (60921061, 90920305, 60974095, 60904057, 90924302), the Project of Chinese Academy of Sciences (2F10E08, 2F10E10), and Shandong Province Taishan Chair Professor Fund (011006005)

1. 中国科学院自动化研究所复杂系统与智能科学重点实验室 北京 100190 2. 山东科技大学信息与电气工程学院 青岛 266510

1. The Key Laboratory of Complex Systems and Intelligence Science, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190 2. College of Information and Electrical Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510

显示, 这些商业产品只在白天多云条件下才具有极高的精度, 车灯反光、运动阴影、恶劣天气、摄像机晃动等因素对检测性能的影响很大. 文献 [12] 指出, 由于车灯反光的影响, Autoscope 在夜晚的检测错误率高达 74.2%. 文献 [13] 指出, Iteris 在雨雪雾等恶劣天气下的检测错误率达 16.3%. Chitturi 等^[14-15] 对 Autoscope, Iteris, Peek 等视频检测器进行了评价, 发现晴天白天的平均检测误报率最高为 36%, 雨天夜晚的平均检测误报率最高为 50%.

现有研究已经提出了许多虚拟线圈检测算法^[6-10]. 多数论文^[6-8] 都依靠背景消减来检测车辆; 但是这种方法很容易受运动阴影、光照剧烈变化的干扰而产生误报, 并且难以应用到夜晚场景. 现阶段, 运动阴影检测是一个尚未完全解决的难题^[16-18], 单独依靠背景消减很难获得满意的检测效果. 文献 [9] 假设车辆比路面的边缘更强, 提出利用虚拟线圈内的边缘特征来检测车辆, 以克服背景消减法的缺陷. 但是该方法的前提假设未必成立, 实验测试也未涉及到恶劣天气和夜晚场景. 文献 [10] 假设当车辆进入或离开虚拟线圈时, 存在明显的块运动, 车身部分的块运动可能不明显, 但是前景面积一定较大, 因此结合块运动和前景面积特征来检测车辆. 该方法的缺点是难以处理车灯反光、运动阴影等干扰, 论文中仅给出了晴天下午时段的实验结果.

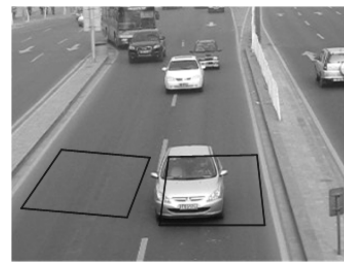
由上述分析可知, 商业视频检测器的算法性能还需要进一步改善^[11-15], 而论文中却没有提出切实有效的解决办法^[6-10]. 虚拟线圈的范围小, 不能充分利用图像的空间信息. 为了提高检测精度, 需要合理选择车辆特征. 考虑到利用单一特征检测车辆, 例如利用虚拟线圈内的前景面积, 很容易受到环境干扰^[6-8], 我们综合利用虚拟线圈内的前景面积、纹理变化、像素运动等特征, 提出有效的多特征融合车辆检测算法, 确保算法对车灯反光、运动阴影、光照剧烈变化、摄像机晃动等干扰具有较强的免疫能力. 我们还根据单个虚拟线圈内的像素运动向量来估计车辆速度, 避免双线圈测速法固有的错误匹配问题^[19]. 在算法研究的基础上, 我们自主研发了一款嵌入式交通视频检测器, 已经获得了现场应用.

本文其他部分内容安排如下: 第 1 节提出检测车辆所需的三种特征的选择依据和计算过程; 第 2 节详细介绍多特征融合的车辆检测算法; 第 3 节描述车辆速度的计算方法, 并列其他交通参数的计算公式; 第 4 节用不同场景和天气条件下的视频对所提算法进行测试; 第 5 节介绍一款自主研发的嵌入式交通视频检测器, 对它的现场应用情况进行说明; 第 6 节对本文进行总结.

1 车辆特征的计算

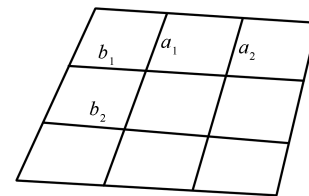
在图像上沿车道方向设置四边形虚拟线圈, 每

条车道上至少一个. 线圈的宽度略小于车道宽度, 长度近似为普通轿车的长度, 如图 1(a) 所示. 下面详细介绍虚拟线圈内车辆特征的计算过程.



(a) 设置虚拟线圈

(a) Setting virtual loops



(b) 虚拟线圈内的四条特征线

(b) Four feature lines inside a virtual loop

图 1 图像上的虚拟线圈

Fig. 1 Virtual loops as overlays on the image

1.1 前景面积的计算

假设虚拟线圈被车辆占有时, 它的内部一定含有相当面积的前景像素, 于是线圈内的前景像素比例 FR_{vl} 就成了一个重要特征. 这里采用混合高斯模型方法^[18, 20] 建立背景模型, 提取虚拟线圈内的前景像素.

如果摄像机侧向安装, 公交车等大型车辆经常大面积遮挡相邻车道; 此外跨车道行驶的车辆会在相邻两条车道上都产生投影. 单独依靠虚拟线圈内的前景像素比例很难处理这些情况. 于是我们在线圈内增加两条沿车道方向的特征线 a_1 和 a_2 , 它们的端点将线圈上下两条边等分为三段, 如图 1(b). 假设线圈被车辆占有时, a_1 和 a_2 中至少有一条线被车辆占有. 根据该假设, 车辆必须投射到 a_1 和 a_2 之间的区域才算占有线圈, 这样能够明显减小“一辆车投影到两条车道”带给算法的不利影响.

另外, 如果同一车道上前后车辆的间距太小, 虚拟线圈有可能被两辆车同时占有. 依靠线圈内的前景像素比例、特征线 a_1 和 a_2 都很难处理这种情况. 于是我们在线圈内增加两条垂直于车道方向的特征线 b_1 和 b_2 , 它们的端点将线圈左右两条边等分为三段, 如图 1(b). 假设线圈被车辆占有时, b_1 和 b_2 中至少有一条线被车辆占有. 也即车辆必须投射到 b_1 和 b_2 之间的区域才算占有线圈, 由于该区域被两辆车同时占有的可能性很小, 使得我们有可能将前后

车辆分开。 a_1, a_2, b_1 和 b_2 上的前景像素比例依次为 $FR_{a1}, FR_{a2}, FR_{b1}$ 和 FR_{b2} , 它们决定了 4 条特征线的被占有情况。

1.2 纹理变化的计算

在交通监控中, 背景消减法容易受车灯反光、运动阴影、光照剧烈变化等因素的干扰, 前景区域通常包含很多噪声. 必须寻找更加鲁棒的车辆特征, 消除前景噪声的影响. 研究发现, 前景噪声几乎不改变背景路面的纹理, 而运动车辆显著改变背景纹理. 于是我们选择虚拟线圈内前景与背景差分的形态学边缘强度的标准差作为车辆特征, 计算过程如图 2.

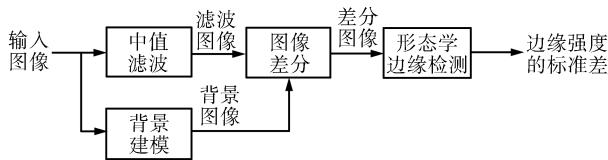


图 2 前景与背景差分的形态学边缘强度标准差的计算过程

Fig. 2 The computational process for the standard deviation of morphological edge magnitudes of differences between foreground and background

在虚拟线圈内, 对所有前景像素, 将中值滤波后的输入图像亮度与背景亮度相减, 得到差分图像; 然后做 Ede 形态学边缘检测^[21], 从而得到边缘强度的标准差, 记为 SD_e . 需要注意, 差分图像并不是真正的图像, 而是中间变量, 其值域是 $[-255, 255]$, 形态学边缘强度的值域是 $[0, 510]$. 中值滤波能够有效去除椒盐噪声, 并且不会导致图像模糊, Ede 形态学边缘运算符求到的边缘强度高^[21]; 二者结合有利于增加运动车辆和前景噪声的区分度.

1.3 像素运动的计算

在交通场景中, 车辆通常沿车道方向行驶, 运动方向具有规律性. 利用前景区域的像素运动特征, 可以提高车辆检测精度, 去除摄像机晃动、前景噪声等的影响. 通过估计像素运动向量, 还可以基于单个虚拟线圈来估计车速, 避免双线圈测速法的错误匹配问题. 对于虚拟线圈内的前景像素, 如果是 Harris 角点^[22], 首先搜索像素运动向量 PMV (搜索模式参见文献 [23]), 然后计算前景区域的平均运动向量 FMV , 便得到了前景区域的运动方向 $\angle FMV$. 虽然搜索运动向量的运算量较大, 但是本文只对有限的前景角点像素做运动估计, 并不会影响计算效率.

商业视频检测器大多具有定向检测功能, 但是其检测方向需要人为设定, 不够灵活. 本文自动学习每个虚拟线圈的检测方向. 在算法初始化阶段, 首先处理一段含有运动车辆的视频, 提取虚拟线圈内的前景像素; 如果前景面积较大, 满足 $FR_{vt} > 0.2$,

则记录此时前景区域的平均运动向量, 记为 FMV_i . 假设某虚拟线圈共记录了 n 次 FMV_i , 则可以估计它的车辆检测方向:

$$\angle VD = \angle \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n FMV_i \right] \quad (1)$$

2 车辆检测

2.1 多特征融合的车辆检测算法

融合第 1 节所述的三种车辆特征, 我们能够检测车辆存在. 由于视频图像的获取、传输和处理等操作容易受到某些随机因素的干扰, 需要提高系统的容错能力. 考虑到车辆运动具有时域连续性, 可以根据多帧图像的处理结果增强车辆检测性能. 我们定义一个车辆存在信心级数 CL , $CL \in \{0, 1, \dots, K\}$. $CL = 0$ 为最低信心级数, 表示虚拟线圈内没有车辆; $CL = K$ 为最高信心级数, 表示虚拟线圈被车辆占有; CL 取中间值表示过渡状态. 理论上, K 必须小于车辆驶过虚拟线圈经历的图像帧数:

$$\frac{3.6 \times VehicleLength \text{ (m)} \times FrameRate \text{ (f/s)}}{VehicleSpeed \text{ (km/h)}}$$

而实践中, K 一般取 2~4 范围的整数, 与监控场景有关: 车速越高, K 越小; 车速越低, K 越大.

在算法执行的初始时刻, 默认虚拟线圈内没有车辆, 令 $CL = 0$, 当下列表达式成立时, CL 增加 1:

$$\begin{aligned} &FR_{vt} > 0.2 \text{ and} \\ &(FR_{a1} > 0.2 \text{ or } FR_{a2} > 0.2) \text{ and} \\ &(FR_{b1} > 0.2 \text{ or } FR_{b2} > 0.2) \text{ and} \\ &SD_e > T_{SD} \text{ and} \\ &|\angle FMV - \angle VD| < \frac{\pi}{4} \end{aligned} \quad (2)$$

下列表达式成立时, CL 减少 1:

$$\begin{aligned} &FR_{vt} < 0.1 \text{ or} \\ &(FR_{a1} < 0.1 \text{ and } FR_{a2} < 0.1) \text{ or} \\ &(FR_{b1} < 0.1 \text{ and } FR_{b2} < 0.1) \text{ or} \\ &SD_e < T_{SD} \text{ or} \\ &|\angle FMV - \angle VD| > \frac{\pi}{4} \end{aligned} \quad (3)$$

CL 始终处于 $0 \sim K$ 之间: 当 CL 达到 K 时, 不再增加; 达到 0 时, 不再减少. 如果当前虚拟线圈内没有车辆, 则按照式 (2) 和式 (3) 计算 CL ; 如果当前虚拟线圈被车辆占有, 则不必考虑像素运动特征, 即去掉式 (2) 和式 (3) 的最后一个不等式. 这是

因为当车辆进入虚拟线圈时, 一定存在明显的像素运动; 而车身亮度可能比较均匀, 或者车辆在虚拟线圈上停止, 可能导致后来的像素运动不明显; 但是只要虚拟线圈被车辆占有, 前景面积和纹理变化一定较大。

式(2)和式(3)体现了特征级融合的思想。在式(2)中, 如果虚拟线圈内的前景像素比例大于阈值, 并且特征线上的前景像素比例也大于阈值, 表示虚拟线圈内存在前景车辆或噪声干扰; 这时需要利用纹理变化特征加以区分, 如果 SD_e 大于阈值, 表示很可能是前景车辆, 因为噪声几乎不改变背景路面的纹理; 最后利用像素运动特征进行验证, 如果运动方向与道路方向一致, 表示虚拟线圈内很可能存在车辆运动, 于是增加信心级数 CL 。在式(3)中, 如果虚拟线圈内的前景像素比例小于阈值, 或者特征线上的前景像素比例小于阈值, 表示虚拟线圈内前景面积太小, 肯定不是车辆; 否则, 如果纹理变化特征 SD_e 小于阈值, 表示虚拟线圈内是前景噪声, 肯定不是车辆; 否则, 如果像素运动方向与道路方向偏差较大, 表示可能是摄像机晃动或前景干扰引起像素变化, 肯定不是车辆, 于是减少信心级数 CL 。融合三种特征来检测车辆, 效果好于利用任何单一特征的效果。我们根据经验, 在式(2)和式(3)中直接给出了前景面积和像素运动的阈值; 但是纹理变化特征受天气和光照条件的影响很大, 因此纹理变化的阈值 T_{SD} 不存在广泛适用的统一值, 有待进一步确定。

2.2 纹理变化阈值的选择

在交通监控中, 导致背景纹理变化的因素有很多, 除了运动车辆外, 还有车灯反光、运动阴影、光照剧烈变化、摄像机自动增益等。由于问题的复杂性, 不存在一个纹理变化的先验阈值, 能够成功区分运动车辆和前景噪声。因此, 本文通过记录虚拟线圈内的背景纹理变化, 建立并分析纹理变化直方图, 自动选择纹理变化阈值。

为了建立每个虚拟线圈的纹理变化直方图, 当前景面积较大, 并且前景沿检测方向运动时, 即满足 $FR_{vl} > 0.2$ 和 $|\angle FMV - \angle VD| < \pi/4$ 时, 记录此时虚拟线圈的前景与背景差分的形态学边缘强度标准差(参考第1.2节)。随着时间不断累积, 便可得到虚拟线圈的纹理变化直方图。然后采用 Otsu 方法^[24]对直方图进行分析, 将直方图数据分为三类, 选择第一类和第二类的分界 k_1^* 作为纹理变化的阈值。阈值 k_1^* 随场景变化而自适应更新, 它并非区分车辆和前景噪声的最优阈值, 但是却能够在几乎不漏检车辆的同时, 去除大部分前景噪声。

3 交通数据采集

3.1 车辆速度和长度的估计

为了采集交通数据, 首先要估计每辆车的速度。当检测到车辆时, 根据此时前景区域的平均运动向量 FMV 估计车辆的瞬时速度 v_{inst} 。车辆从虚拟线圈驶过时会得到一系列的瞬时速度, 我们对其做中值滤波处理来估计车辆速度 v 。选择中值而非均值, 是为了增强车速估计的鲁棒性, 防止某些瞬时速度偶尔出现坏结果而影响最终的车速估计。上述 v 是二维图像坐标下的车辆速度, 通过摄像机标定^[18], 我们能够得到三维世界坐标下的车辆速度大小为 $V = \phi(v)$, 这里 $\phi(\cdot)$ 是从二维图像坐标到三维世界坐标的映射函数。文献[18]所述摄像机标定方法的优点是只需要两条平行车道线和一条平行标识线, 已知车道宽度和标识线长度, 就可以计算摄像机的内外参数, 使用非常方便。

令 O 表示车辆在虚拟线圈上的存在时间 (On-time), 即车辆占据虚拟线圈的时间; L 表示车辆长度; d 表示灵敏检测区域的长度, 近似为虚拟线圈长度的 $1/3$ 。则车辆长度可以通过下式得到:

$$L = V \times O - d \quad (4)$$

根据车辆长度 L , 可以将车辆粗略分为小型车、中型车、大型车三类, 如表1所示。

表1 车辆分类规则

Table 1 Rules for vehicle classification

车辆类型	小型车 (m)	中型车 (m)	大型车 (m)
车辆长度	$L < 6.0$	$6.0 \leq L < 9.0$	$L \geq 9.0$

3.2 其他交通参数的计算

从车辆速度 V 和存在时间 O 出发, 能够计算许多其他交通参数。交通参数有微观和宏观之分: 微观交通参数是与单个车辆或驾驶员相关的交通特性, 宏观交通参数是与整体交通流相关的交通特性^[25]。表2列出了一些常见交通参数的计算公式, 这些公式的详细推导和讨论可参见文献[25]。

4 算法测试

在配置了 Intel 2.00 GHz 双核处理器、1GB 内存和 Windows XP 操作系统的台式机上, 我们用 Microsoft Visual C++ 6.0 编写程序进行实验, 测试在不同交通场景和天气条件下本文算法的性能。

4.1 车辆计数实验

我们测试了 10 段视频, 包括 2 段晴天视频、2 段阴天视频、2 段雾天视频、1 段雨天视频、2 段夜

晚视频和 1 段黎明视频. 这些视频代表了现实中最常见的场景状况, 图 3 的 10 幅子图从左至右, 从上至下依次编号为 1~10, 表 3 列出了实验结果.

表 2 常见交通参数的计算公式
Table 2 Computational formulas of common traffic parameters

参数名称	参数类型	计算公式
时间间隙 g_t	微观	—
车头时距 h_t	微观	$h_t = g_t + O$
空间间隙 g_s	微观	$g_s = g_t \times V$
车头间距 h_s	微观	$h_s = h_t \times V$
累积车辆数 N	宏观	—
车流率 q	宏观	$q = \frac{N}{T_{mp}}$
平均车头时距 \bar{h}_t	宏观	$\bar{h}_t = \frac{1}{q}$
交通密度 k	宏观	$k = \frac{q}{T_{mp}} \sum_{j=1}^N \frac{1}{V_j}$
平均车头间距 \bar{h}_s	宏观	$\bar{h}_s = \frac{1}{k}$
时间占有率 ρ	宏观	$\rho = \frac{1}{T_{mp}} \sum_{j=1}^N O_j$
空间平均速度 \bar{V}_s	宏观	$\bar{V}_s = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{1}{V_j}}$
时间平均速度 \bar{V}_t	宏观	$\bar{V}_t = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N V_j$

表 3 对测试视频进行车辆计数的实验结果
Table 3 Experimental results of vehicle counting for the test videos

编 号	帧 数	环 境 条件	真 实 车辆数	检 测 车辆数	错 误 率 (%)	主 要 错 误来源
1	4 220	晴天	117	121	3.4	相邻车道遮挡
2	5 700	晴天	165	227	37.6	运动阴影、相邻车道遮挡、摩托车
3	5 980	阴天	132	131	0.8	相邻车道遮挡、摩托车
4	2 490	阴天	62	58	6.5	前后车辆遮挡
5	3 040	雾天	118	113	4.2	前后车辆遮挡
6	3 500	雾天	49	38	22.4	前后车辆遮挡
7	4 400	雨天	78	81	3.8	相邻车道遮挡、摩托车
8	5 700	夜晚	150	172	14.7	车灯反光
9	8 500	夜晚	130	144	10.8	车灯反光
10	7 000	黎明	50	75	50	车灯反光、相邻车道遮挡

实验结果表明, 本文算法能够处理不同的交通场景和天气条件. 总体来说, 白天检测错误率在 5% 左右, 夜晚检测错误率在 15% 左右. 由于算法融合了虚拟线圈内的前景面积、纹理变化、像素运动等

特征, 检测精度不易受到天气条件和光照变化的影响, 在雨天、雾天和夜晚等环境下, 算法性能并不显著下降. 另外发现, 虽然第 1.1 节试图利用特征线上的前景像素比例来减小车辆遮挡对计数精度的影响, 取得了一定效果, 却难以从根本上克服虚拟线圈方法的局限性: 相邻车道遮挡导致重复计数车辆 (晴天视频 II、黎明视频), 前后车辆遮挡导致车辆漏检 (雾天视频 II). 与虚拟线圈相比, 面积较小的摩托车和自行车也可能被漏检.



图 3 测试视频
Fig. 3 Test videos

文献 [7] 提出了一种基于指数熵的车辆检测方法, 它是传统研究方法的代表, 利用图像的颜色信息分割目标像素, 从而实现车辆检测. 我们设计了实验, 比较本文算法和文献 [7] 算法的车辆检测性能, 比较结果见表 4. 我们从车辆计数结果中统计三个变量: 正确肯定次数 N_{TP} 、错误否定次数 N_{FN} 和错误肯定次数 N_{FP} . 一次正确肯定 (True positive, TP) 是指一个真实车辆被计数一次, 一次错误否定

表 4 本文算法和文献 [7] 算法的车辆计数比较

Table 4 Comparison of vehicle counting using proposed method and the method in [7]

图像 帧数	环境	真实 车辆数	本文算法					文献 [7] 算法				
			N_{TP}	N_{FN}	N_{FP}	$DR(\%)$	$FAR(\%)$	N_{TP}	N_{FN}	N_{FP}	$DR(\%)$	$FAR(\%)$
1960	晴天	26	25	1	1	96.2	3.8	25	1	3	96.2	10.7
2700	阴天	36	30	6	1	83.3	3.2	28	8	1	77.8	3.4
2965	雾天	49	42	7	3	85.7	6.7	41	8	3	83.7	6.8
3285	雨天	25	24	1	5	96.0	17.2	10	15	2	40.0	16.7
1805	夜晚	26	24	2	0	92.3	0	12	14	3	46.2	20.0

(False negative, FN) 是指一个真实车辆没有被计数, 一次错误肯定 (False positive, FP) 是指噪声被计数一次. 从而求得检测率 $DR = N_{TP}/(N_{TP} + N_{FN})$ 和误报率 $FAR = N_{FP}/(N_{TP} + N_{FP})$. 从表 4 可以看出, 本文算法的检测率比文献 [7] 算法的高, 误报率比文献 [7] 算法的低. 分析发现, 文献 [7] 算法的可靠性主要取决于目标像素的分割质量, 很容易受到环境因素的影响, 难以获得理想结果; 而本文算法结合使用了车辆的前景面积、纹理变化和像素运动特征, 在雾天、雨天、夜晚等恶劣环境下仍然表现出良好的鲁棒性和精度.

4.2 车辆速度估计实验

为了测试算法的车速估计功能, 我们在北京市中关村东路拍摄了 1 段白天视频和 1 段夜晚视频. 白天视频的拍摄时间是上午 11 点, 夜晚视频的拍摄时间是晚上 7 点, 属于晚高峰. 通过对前景角点像素做运动估计, 并利用摄像机标定结果, 我们获得了每辆车的速度, 建立了车辆速度直方图, 如图 4 和图 5. 计算可得, 白天视频的空间平均速度 $\bar{V}_s = 46.47 \text{ km/h}$, 时间平均速度 $\bar{V}_t = 47.88 \text{ km/h}$; 夜晚视频的空间平均速度 $\bar{V}_s = 32.33 \text{ km/h}$, 时间平均速度 $\bar{V}_t = 36.46 \text{ km/h}$, 夜晚视频平均速度的下降主要是由于交通晚高峰造成的. 在车辆检测和速度估计的基础上, 参照第 3 节所列公式, 很容易计算其他交通参数.

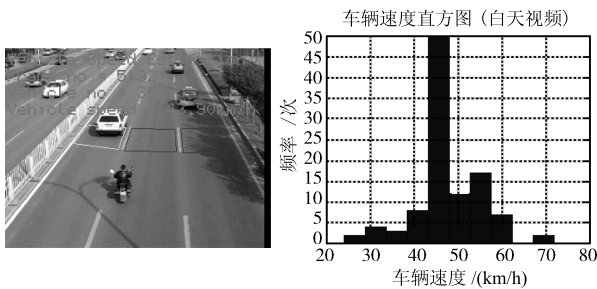


图 4 白天视频的车辆速度估计

Fig. 4 Vehicle speed estimation for the daytime video

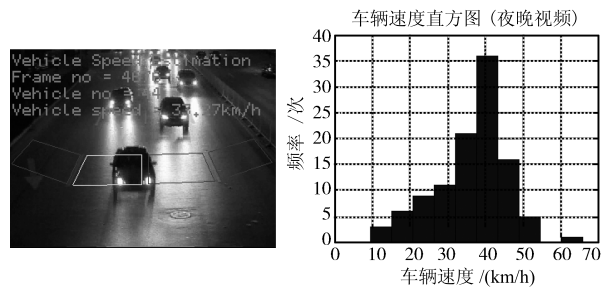


图 5 夜晚视频的车辆速度估计

Fig. 5 Vehicle speed estimation for the night video

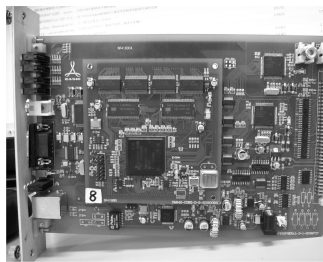
5 系统应用

在算法研究的基础上, 我们研制了一款嵌入式交通视频检测器. 我们选择 TI TMS320 DM642 DSP 作为主处理芯片, 开发了视频处理板 (图 6 (a)), 视频板实时处理视频图像, 采集交通数据, 并输出处理结果. 基于 TI 的 CCS 集成开发环境和 RF5 参考框架, 我们完成了代码开发和调试工作, 视频板软件包括图像获取与处理、图像压缩、视频输出、网络通信等多个任务模块.

我们将视频检测器以箱体形式集成到绿通 2070 智能交通信号控制器, 在江苏省太仓市浏太公路“干线公路快速通行智能控制系统应用研究”科研项目中进行了现场应用. 在浏太公路的兴业路路口、花园街路口、飞沪路路口、东新路路口和华兴路路口等五个路口, 我们共安装了五台交通信号控制器 (图 6 (b)), 在路口车辆进入方向共架设了 19 台摄像机 (图 6 (c)); 视频检测器采集车流量、车辆速度、占有率、交通密度等交通数据, 为交通信号控制器实施智能控制策略提供检测信息. 从 2009 年 9 月至 2010 年 9 月, 系统连续运行了 12 个月. 我们以 5 分钟为采集周期, 采集的交通数据不但用于交通信号控制, 还保存到备份硬盘, 以便对交通流的长期规律做后续分析, 为浏太公路及其周边区域的发展规划提供决策依据.

浏太公路是新改造道路, 按照交通市政管理部

门的要求,不能切割路面安装地感线圈,只能安装视频检测器,因此我们无法自动获取相对真实的交通数据.为了量化视频检测器的性能,我们以5分钟为周期,观察视频图像,人工统计真实车辆数,与视频检测器的检测结果做同步比较.在白天和夜晚时段的比较结果见表5.由于摄像机安装在道路中间,高度大约10m(如图6(c)),安装位置比较理想,能够有效减少图像中车辆遮挡相邻车道,有利于统计车流量.表5显示,视频检测器在现场应用时,白天检测错误率大多在5%以下,夜晚检测错误率大多在15%以下,与第4节的算法测试结果一致.相对于文献[12-15]中对商业视频检测器的评价结果,本系统的检测错误率更低.



(a) 视频处理板

(a) Video processing board



(b) 交通信号控制器

(b) Traffic signal controller



(c) 摄像机架设

(c) Camera set-up

图6 视频检测器的现场应用

Fig.6 Field application of the video detector

下面以飞沪路路口为例,对视频检测器的应用情况进行说明.图7是路口四个方向视频检测的主机交互界面,用户观察视频,在图像的车道位置上设置虚拟线圈.图8(a)给出了路口四方向2009年10月9日的车流量曲线,直观上可以看出,东西主路的车流量明显大于南北支路的车流量.统计显示,由南向北、由北向南、由东向西、由西向东四个方向这一天的交通量分别是4841辆、3406辆、8199辆和9288辆,共计25734辆.图8(b)给出了四个方向的日交通量百分数,东西主路的交通量占68%,南北支路的交通量占32%.

表5 不同时段下视频检测器的检测结果

Table 5 Detecting results of the video detector at different time

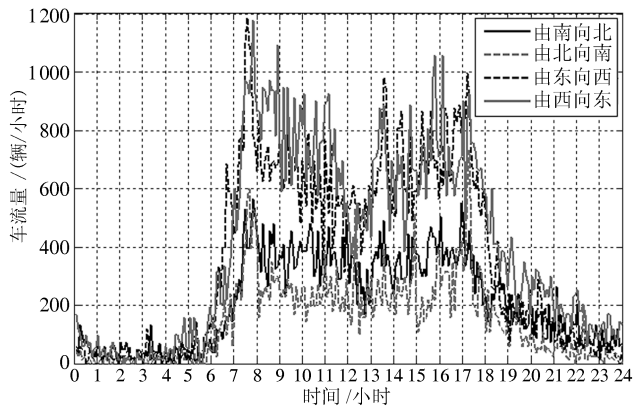
时段	真实车辆数	检测车辆数	错误率(%)
白天1	41	39	4.9
白天2	35	34	2.8
白天3	59	57	3.4
白天4	49	45	8.2
夜晚1	19	21	10.5
夜晚2	16	18	12.5
夜晚3	11	12	9.1
夜晚4	18	21	16.7



图7 视频检测器的主机交互软件

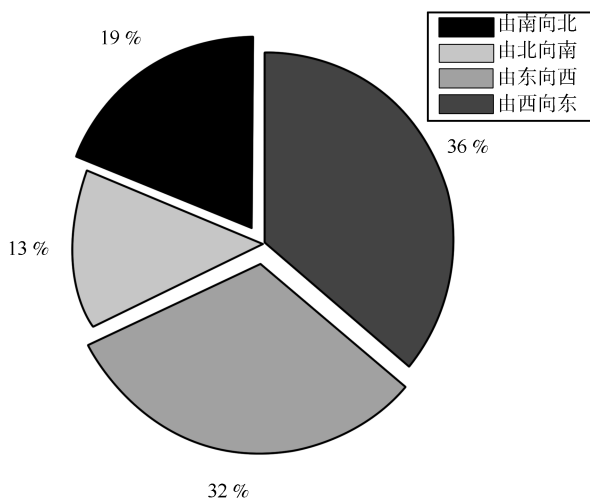
Fig.7 Host interactive software of the video detector

图9显示了飞沪路路口2009年9月23日~10月13日(共三个星期)的日交通量.观察曲线可知:1)该时期路口每天的交通量处于2万辆~3万辆之间;2)国庆假期的前五天(10月1日~10月5日),交通量出现了显著的低谷,是三个星期中最低的五天,而国庆假期的后三天(10月6日~10月8日),交通量有所上升,但仍低于工作日的交通量;3)9月27日和10月11日是星期日,由于人们出行减少,交



(a) 飞沪路路口四方向车流量

(a) Traffic flows of four directions for Feihu Intersection



(b) 飞沪路路口四方向日交通量百分数

(b) Traffic volume percentages of four directions for Feihu Intersection

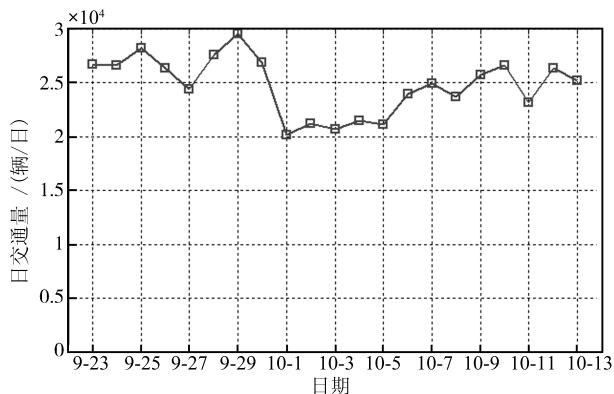
图8 飞沪路路口2009年10月9日车流量
Fig.8 Traffic flows for Feihu Intersection on October 9, 2009

图9 飞沪路路口2009年9月23日~10月13日的日交通量

Fig.9 Traffic volumes for Feihu Intersection from September 23, 2009 to October 13, 2009

通量低于工作日的交通量. 综上所述, 人们的出行活动导致交通量的变化, 而视频检测器通过检测交通量, 能够准确地把握人们出行需求的变化.

6 结论

本文提出了一种基于多特征融合的视频交通数据采集方法. 在图像的车道位置上设置虚拟线圈, 由于车辆从虚拟线圈上驶过时会引起像素变化, 通过识别这种像素变化, 我们能够检测车辆并估计车辆速度. 与现有技术相比, 本文的贡献主要有两点: 1) 我们综合利用虚拟线圈内的前景面积、纹理变化、像素运动等特征来检测车辆, 通过将这三种特征有效融合, 使得车辆检测算法能够抵抗不良天气和光照的影响; 2) 我们还根据单个虚拟线圈内的像素运动向量来估计车辆速度, 避免了双线圈测速法固有的车辆错误匹配问题. 我们在不同地点、天气和光照下拍摄了多段视频进行算法测试, 证明本文算法能够适应复杂多样的交通场景, 具有很强的实用性. 在此基础上, 我们研制了一款嵌入式交通视频检测器, 在路口长期采集交通数据, 为交通信号控制和交通规律分析提供决策依据.

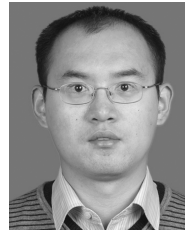
致谢

感谢中国科学院自动化研究所王飞跃研究员对作者研究工作给予的极大支持和鼓励.

References

- Morris B T, Trivedi M M. Contextual activity visualization from long-term video observations. *IEEE Intelligent Systems*, 2010, **25**(3): 50–62
- Kanhere N K, Birchfield S T. Real-time incremental segmentation and tracking of vehicles at low camera angles using stable features. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2008, **9**(1): 148–160
- O'Malley R, Jones E, Glavin M. Rear-lamp vehicle detection and tracking in low-exposure color video for night conditions. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, **11**(2): 453–462
- Maggio E, Cavallaro A. Learning scene context for multiple object tracking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(8): 1873–1884
- Mandellos N A, Keramitsoglou I, Kiranoudis C T. A background subtraction algorithm for detecting and tracking vehicles. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(3): 1619–1631
- Cho S Y, Quek C, Seah S X, Chong C H. HebbR²-Taffic: a novel application of neuro-fuzzy network for visual based traffic monitoring system. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(3): 6343–6356
- Hsu W L, Liao H Y M, Jeng B S, Fan K C. Real-time traffic parameter extraction using entropy. *IEEE Proceedings — Vision, Image and Signal Processing*, 2004, **151**(3): 194–202

- 8 Wang Y H, Nihan N L, Avery R P, Zhang G H. Improving Truck and Speed Data Using Paired Video and Single-Loop Sensors, Research Report T2695-61, Washington State Transportation Center, USA, 2006
- 9 Fathy M, Siyal M. A window-based image processing technique for quantitative and qualitative analysis of road traffic parameters. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1998, **47**(4): 1342–1349
- 10 Lai A H S, Yung N H C. Vehicle-type identification through automated virtual loop assignment and block-based direction biased motion estimation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, **1**(2): 86–97
- 11 Bonneson J, Abbas M. Video Detection for Intersection and Interchange Control, Research Report FHWA/TX-03/4285-1, Texas Transportation Institute, Texas A and M University System College Station, USA, 2002
- 12 Grant C, Gillis B, Guensler R. Collection of vehicle activity data by video detection for use in transportation planning. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2000, **5**(4): 343–361
- 13 Martin P T, Dharmavaram G, Stevanovic A. Evaluation of UDOT'S Video Detection Systems: System's Performance in Various Test Conditions, MPC Report No. 04-166, Utah Department of Transportation, University of Utah, USA, 2004
- 14 Chitturi M V, Medina J C, Benekohal R F. Effect of shadows and time of day on performance of video detection systems at signalized intersections. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2010, **18**(2): 176–186
- 15 Medina J C, Benekohal R F, Chitturi M V. Evaluation of Video Detection Systems Volume 4 — Effects of Adverse Weather Conditions in the Performance of Video Detection Systems, Research Report FHWA-ICT-09-039, Illinois Center for Transportation, Department of Civil and Environmental Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign, USA, 2009
- 16 Wang L, Yung N H C. Extraction of moving objects from their background based on multiple adaptive thresholds and boundary evaluation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, **11**(1): 40–51
- 17 Wang Y. Real-time moving vehicle detection with cast shadow removal in video based on conditional random field. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, **19**(3): 437–441
- 18 Wang Kun-Feng. Research on the Key Techniques and Applications of Video-Based Traffic Data Collection [Ph.D. dissertation], Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, China, 2008
(王坤峰. 基于视频的交通数据采集关键技术及应用研究 [博士学位论文], 中国科学院自动化研究所, 中国, 2008)
- 19 Tian Z, Kyte M, Liu H C. Vehicle tracking and speed measurement at intersections using video detection systems. *ITE Journal*, 2009, **79**(1): 42–46
- 20 Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 747–757
- 21 Lee J S J, Haralick R M, Shapiro L. Morphologic edge detection. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, **3**(2): 142–156
- 22 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: Organising Committee, 1988. 147–151
- 23 Cutler R, Turk M. View-based interpretation of real-time optical flow for gesture recognition. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Nara, Japan: IEEE, 1998. 416–421
- 24 Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62–66
- 25 Lieu H. Revised monograph on traffic flow theory [Online], available: <http://www.fhwa.dot.gov/publications/research/operations/tft/>, September 3, 2010



王坤峰 中国科学院自动化研究所助理研究员。2008 年获中国科学院自动化研究所博士学位。主要研究方向为智能交通系统、视频检测和机器学习。本文通信作者。E-mail: kunfeng.wang@ia.ac.cn
(**WANG Kun-Feng** Assistant professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph.D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2008. His research interest covers intelligent transportation systems, video detection, and machine learning. Corresponding author of this paper.)



李镇江 中国科学院自动化研究所助理研究员。2008 年获中国科学院自动化研究所博士学位。主要研究方向为交通信号控制、多 Agent 系统和嵌入式系统。E-mail: zhenjiang.li@ia.ac.cn
(**LI Zhen-Jiang** Assistant professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his

Ph.D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2008. His research interest covers traffic signal control, multi-agent systems, and embedded systems.)



汤淑明 中国科学院自动化研究所副研究员。2005 年获中国科学院自动化研究所博士学位。主要研究方向为智能交通系统、智能系统评价和平行交通控制与管理系统。

E-mail: shuming.tang@ia.ac.cn
(**TANG Shu-Ming** Associate professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. She received her Ph.D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2005. Her research interest covers intelligent transportation systems, intelligent system evaluation, and parallel transportation control and management.)