

自动交通监测系统的二维时空图象方法

朱志刚 徐光祐 杨波

(清华大学计算机科学与技术系 北京 100084)

摘要 本论文提出了一个利用二维时空图象进行交通自动监测的新方法。摄像机架设在公路上方,通过两个细缝检测窗口——垂直于道路方向的车辆检测窗和平行于道路方向的速度检测窗,便形成用于交通自动检测的二维全景图(PVI)和外极面图(EPI)。本文讨论时空图象生成和校准的方法,车辆检测的信息融合方法和速度估计的时空轨迹法。实验表明,基于低成本的硬件,可实时得到车辆计数、分类和速度计量等基本交通参数。

关键词 智能车辆/高速公路系统(IVHS),时空图象,自动交通监测,几何不变性

1 引言

在实际的智能车辆/高速公路系统和城市交通管理系统中,自动交流监测占很重要的地位,它用来提供车流控制、车流统计、车辆收费、车辆管理等许多实用的交通参数。由于视觉的方法具有不需重新铺设路面,可大范围检测和更大的灵活性等许多潜在优点,现在已被视为一种有前途的方法。在实际工作中,交通自动监测给视觉处理提出了一些困难而又有研究价值的问题。如,由于不同的天气导致的不同的光照状况,要求算法有较大的鲁棒性;交通检测的实时性,要求算法具有极高的计算能力等。近年来,世界上许多机构在这方面进行了研究^[1-4],但大多数现有的商用系统价格较为昂贵^[5,6]。

本论文提出了一个利用二维时空图象的新方法。摄像机架设在公路上方,每个车道的交通通过两个细缝检测窗口来监视和分析,车辆检测窗垂直于车道方向,速度检测窗沿着车道方向。从图象处理的角度来说,通过拼接这两个检测窗的景物的时间序列图象,便形成了两个二维时空图象:全景图(PVI: Panoramic View Image)和外极面图(EPI: Epipolar

Plane Image)。这样,以廉价的硬件为基础,对这两个二维时空图象作实时处理,诸如车辆的检测、计数、分类及速度的计量这些基本问题便可以解决了。

时空图象检测法有以下特点:

- 信息选择性:只处理为完成系统目标需求的最少信息量。
- 计算有效性:因每帧只处理几条扫描线,故可满足实时检测的要求。在此特定应用中,时空图象法比全帧图象处理法更简单而有效。
- 信息的完备性:窄缝检测窗口的空域信息量不足时,可通过密采样的时域序列图象来补偿。每一帧仅有部分可见的大型车辆可以通过时空图象重建。
- 精确的速度估测:车速通过对其前后端的运动轨迹来测出,而不是使用两个孤立时刻的车辆位置。
- 简单的背景更新:背景的更新预测对于在不同的天气状况下处理很重要,在时空图象法中,只更新细缝检测窗口的背景情况。
- 压缩表示:全景图象是交通流的压缩可视表示,它可存储在硬盘或光盘上以代替传统的录带。

本文首先讨论交通检测环境下的时空图象的形成和时空图象的标定方法,在第3节给出了车辆检测的信息融合方法,第4节讨论车速计量的时空轨迹法,第5节介绍车辆自动监测的原型系统,并对系统性能进行理论和实验分析,最后是简单的总结。

2 时空图象几何

2.1 设置

在理想的系统设置中,摄像机架设在公路的正上方,车辆远离摄像机而去。这样车辆一进入视野便可在图象较高分辨率一端检测到,然后可以进行车速跟踪检测。同时,这样的设置有利于夜间车辆的监测,减少了车灯的影响。本方法对其它架设位置也适用。摄像机的摇移/推拉/俯仰(pan/zoom/tilt)设置预先固定,以保持检测参数的不变;为适应天气的变化(尤其是早晚),可以开设自动光圈。我们假设车辆在跟踪时间(约通过一个车长的时间内),沿车道方向作匀速运动(图1)。实际中存在的车辆换道的情况也可进行处理。

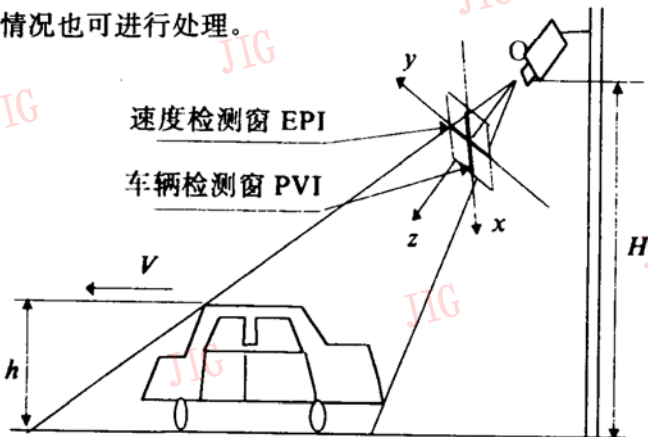


图1 摄像机设置

Fig.1 The camera setting

2.2 系统标定

标定摄像机是为了获得世界坐标系(公路表面)和图象坐标系之间的关系。首先,可以通过车道边界获得灭点(FOE)。然后,图象中车辆上的一个给定点将沿着外极线(此点和灭点的连线)运动(图2)。但是,当光轴与道路表面不相垂直时,这个由连续帧外极线拼接而成的外极面图象上的点的轨迹不为直线。在实际设置时,情况往往是这样(见图1)。所以我们将传感器图象重投影到一个平行于路面的校正平面上,而且校正仅在选定的车道内的外极线图象上进行,因此可利用射影几何的一维长度交比关系(图3):

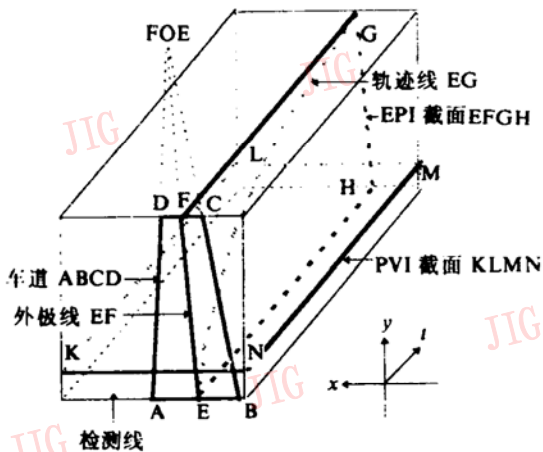


图2 时空图象几何

Fig.2 Spatio-temporal image geometry

$$\frac{XP_1/XP_2}{xp_1/xp_2} = \frac{P_3P_1/P_3P_2}{p_3p_1/p_3p_2} = \gamma(\text{常数}) \quad (1)$$

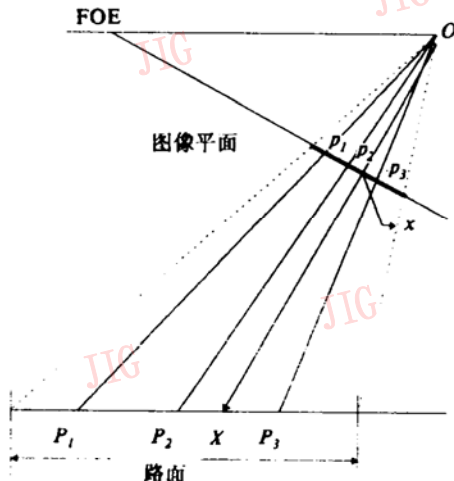


图3 外极面图象校正

Fig.3 Rectification of epipolar plane image

我们并没有度量道路上的点的坐标,而只是利用了运动中车辆的实际长度是不变的,即 $P_2P_1 = P_3P_2$ 。这样,将初始的具有弯曲的车辆运动轨迹的外极面图象变换到校正了的外极面图象后,车辆运动轨迹变为直线,它的斜率代表了车辆的运动速度[图4(2),4(3)]。

2.3 时空图象几何

在三维时空图象体 xyt 中,全景图象和外极面图象是两种表示大多数交通信息的二维截面(见图2)。PVI由连续帧的检测线图象堆积而成,它表示出了车辆的存在和宽度,以及车辆在检测线中的保持时间;EPI则由某一条外极线堆积而成,可表示出车辆速度和长度。车辆的大小和种类可由以上信息简单综合得出。基于以上这些度量,其它的交通参

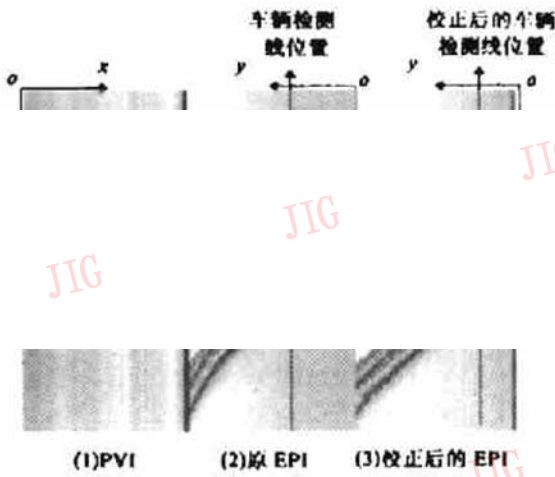


图 4 时空图象

Fig. 4 Spatio-temporal images

数,例如车流量、道路占有率、车辆间距等可以直接综合得出。

3 车辆检测和计数

3.1 亮度、梯度及模型三者的综合

车辆的提取融合了多个因素,包括亮度、边界信息和模型的知识。在全景图象中,可以通过 3 种方法将车辆与路面区分开来。图 5 是一幅具有很强阴影的 PVI,我们以此为例说明这个过程。

(1)减影法:车辆和路面的亮度不同,在白天情况下,亮度高于路面的部分可直接认为是车辆,而低于路面的部分可能是车辆或阴影。通过当前图象和背景图象相减,可得出结果[图 5(2)]。

(2)时空图象微分:这种方法是基于车辆上存在有较多的亮度变化,特别是沿着车辆运动的方向以及车辆的轮廓线上,而阴影的亮度大致均匀。图 5(3)是减影图 5(2)的梯度图,图象表明在阴影处只有外轮廓边界,而在车体上有复杂的边界。对减影图直接二值化的结果[图 5(4)]不利于去除阴影,而在梯度图上可区分出车辆和阴影[图 5(5),5(6)]。

(3)车辆和阴影模型:对称性、车辆的最小长度以及最小车间距这些车辆的模型有助于车辆的正确检测和测量。基于在检测点每天不同时刻的太阳和路灯的位置,可以建立阴影模型,来估计阴影的方向和大小。

3.2 预测更新背景

为了使系统适应不同的光线环境,背景亮度的更新需时刻进行。在我们的方案中,只有一小片图象

(PVI 和 EPI 的几条扫描线)需要更新。先人工给出 PVI 的初始背景亮度,然后只要车辆检测窗没有车辆和阴影通过,就用它来更新背景路面。在实际实现

的几条外极线为极线,以得出背景亮度。

3.3 多车道和扫描线处理

为了使不同速度的车辆都能够可靠的检测出来,采用了多扫描线综合。对于一个 5 米长的时速 144 公里的车辆,当视频速度为每帧 0.02 秒时,它在检测线内只出现 4-5 场,所以检测窗口的宽度(每次扫描线数)应该随一段时间内车辆的平均速度而变化。

为了处理车辆换道以及一个车辆的阴影投射到另一个车道上的情况,检测线应覆盖所有相关车道,几个车道一起来考虑

4 速度估测与车辆分类

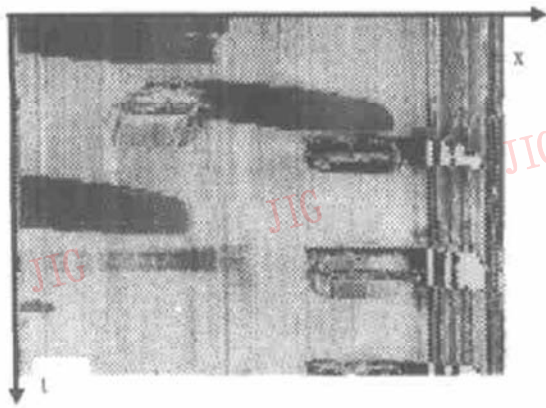
时空图象法比两点法检测速度更为简单和有效 首先它没有匹配问题,其次速度可由轨迹上的多点而非两点来估测。我们只需提取轨迹线并计算出其斜率便可推知车辆速度。

为了实时实现的目的,我们用重投影变换表(RLUTs)将最初的外极线变换校正。当车辆在图象中由下到上运动,因检测线设在图象下半部分,因此在车辆通过检测线时,可以得到车辆中心在道路的横向位置,此点和 FOE 相连便得到跟踪车辆的外极线。在实际实现时,为了便于检测车辆在车道不同横向位置的速度,同时简化计算,对于每一个车道设有几个(例如 4 个)相应的查找表。

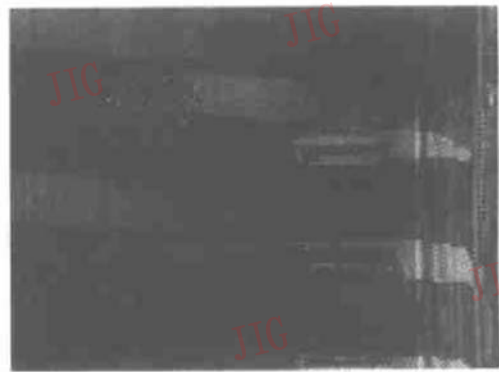
当外极面图象形成后,便可跟踪车辆的前后端的运动轨迹。当获得了这个轨迹上的足够多的点后,便可拟合出轨迹的直线方程,速度可由轨迹的斜率估测得出:

$$V = \frac{dY}{dt} = \frac{(H - h)}{f} \frac{dy}{dt} = \frac{(H - h)}{f} v \quad (2)$$

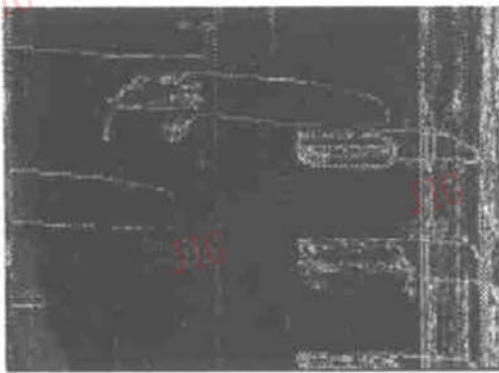
这里, H 是摄像机相对于路面的高度, f 是焦距, dY 和 dy 是车辆头或尾分别在世界坐标系和图象坐标系中、在 dt 时间间隔内的位移, h 是跟踪点距地面



(1)原 PVI, 横轴为 x , 纵轴为 t $f(x, t)$



(2)减影结果 $I(x, t) = |f(x, t) - b(x)|$



(3)图(2)的时空梯度

$$d(x, t) = \left| \frac{\partial I(x, t)}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial I(x, t)}{\partial t} \right|$$



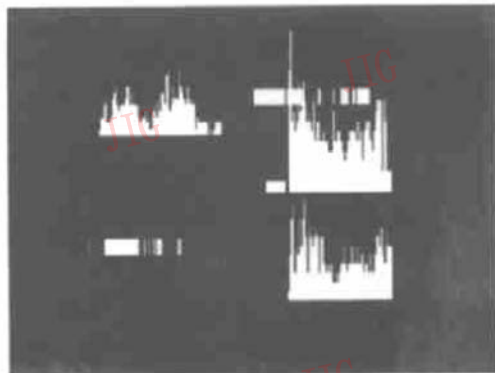
(4)对图(2)的二值化

$$bI(x, t) = \begin{cases} 1 & I(x, t) > T, \\ 0 & I(x, t) \leq T, \end{cases}$$



(5)对图(3)的二值化

$$bd(x, t) = \begin{cases} 1 & d(x, t) > T_2 \\ 0 & d(x, t) \leq T_2 \end{cases}$$



(6)梯度累计(对每个车辆区域计算)

$$P(x) = \sum b d(x, t)$$

图5 车辆检测

Fig. 5 Vehicle detection

的高度, v 是轨迹的斜率[见图4(3)].当车辆远离摄像机而去时,选用车尾上的点跟踪较为合适,因为该点一般在地面上($h=0$),同时受车灯干扰少.另外,车头上的可见轮廓点一般在车顶上,故可用(2)式计算出车体高度(见图1).

当车辆很大时,车辆的前后端难以在同一幅图象内出现,但是车辆的长度可以通过两条轨迹线在外极线方向的距离而获得.车长 L 为速度 V 和车辆在检测线内持续时间 T 的乘积:

$$L = V \cdot T \quad (3)$$

基于这些计量,每个车道的其它一些参数,例如车辆分类,车道占有率,车间距等等,可直接得出(表1).

表1 交通统计参数

Table 1 Traffic statistics parameters

参数	定义
类别	依据大小的分类,例如小汽车、卡车和拖车...
车流量	检测时间内通过的车辆数
占有率	单位时间内车道的占有量
流速	每小时的车辆数
车间距	车辆的平均时间间隔
平均速度	车道内的平均车辆速度

5 系统和试验

5.1 系统概述

本算法在486级的微机和板级图象获取卡上实现.帧图象的分辨率为 512×512 象素.在现有实现的系统中可同时处理2-3个车道.在系统工作之初,由用户指定车道的两条边际,用于计算FOE和外极线.用户可设定每个车道的车辆检测窗,速度检测窗由系统自动算出.在实际处理中,全景图和外极面图都是在形成的同时就被处理,以使系统能够连续工作.图6给出了系统流程图.图7为一个实例的实时处理结果.

5.2 系统效能分析

本系统能够检测从小型到巨型的车辆,车速检测范围可达0-160公里/小时,系统以50场/秒($M=50$ 场/秒, $\tau=1/50$ 秒)的速度监测道路交通.设车辆长度为 L_{wh} ,速度为 v (公里/小时),有效视野的长宽为 L_{FOV} 和 W_{FOV} ,这样有:

$$N_{PVI} = M \cdot n \cdot L_{wh} / V \quad (4)$$

和

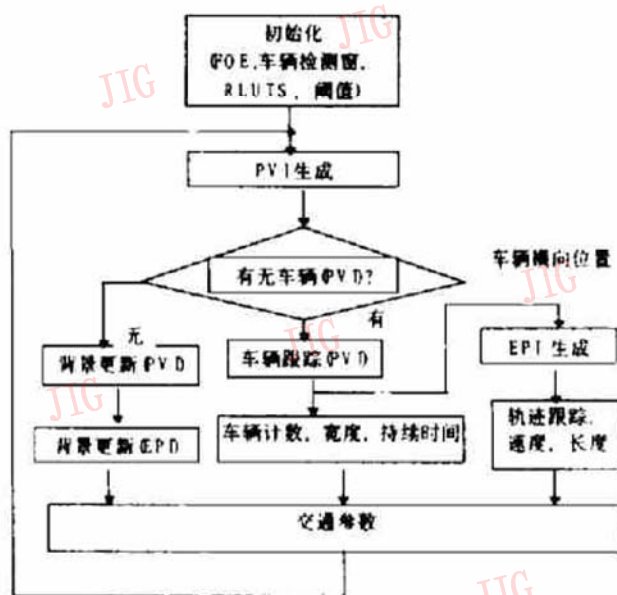


图6 系统流程图

Fig. 6 System diagram

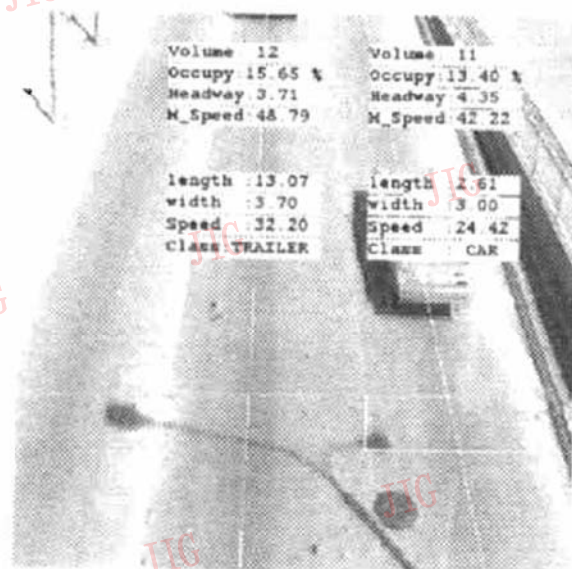


图7 实时操作的结果示例

Fig. 7 An example of real-time operation

$$N_{EPI} = M \cdot L_{FOV} / V \quad (5)$$

这里 N_{PVI} 和 N_{EPI} 是包含有车辆的检测线和外极线的数目, n 是车辆检测窗口内的扫描线数目, 车辆的长度和宽度的计量的精确度可以估测如下:

$$\Delta L = \frac{L_{FOV}}{N_x} \cdot \Delta y, \quad \Delta W = \frac{W_{FOV}}{N_y} \cdot \Delta x \quad (6)$$

这里, N_x 和 N_y 是有效视野图像的 x 向和 y 向的分辨率(如 $N_x = 256, N_y = 256$), Δx 和 Δy 是图象上的定位精确度. 假设 $L_{wh} = 4$ 米, $v = 144$ 公里/小时, $L_{FOV} = 13.2$ 米, $W_{FOV} = 16$ 米, $n = 3$, $\Delta y = \Delta x = 2$ 象素, 则可得 $N_{PVI} = 18, N_{EPI} = 20, \Delta L = 0.103$

米, $\Delta W = 0.125$ 米, 车辆速度的精确度可度量如下。在方程(2)中令 $h = 0$ (地面点), 可得:

$$V = \frac{H}{f} \cdot \frac{d}{\tau} \cdot s \quad (7)$$

这里, d 是 y 轴方向的象素间隔(毫米/象素), τ 是时间采样率($\frac{1}{50}$ s), s 是图象轨迹以象素为单位计量的斜率。于是可得速度绝对误差为:

$$\Delta V = \frac{H}{f} \cdot \frac{d}{\tau} \cdot \Delta s \quad (8)$$

相对误差为:

$$\frac{\Delta V}{V} = \frac{\Delta s}{s} \quad (9)$$

如果只用两点来计算轨迹的斜率, 我们有:

$$s_2 = \frac{N_y}{N_{EPI}}, \Delta s_2 = \frac{N_{EPI} \cdot dN_y - N_y \cdot dN_{EPI}}{N_{EPI}^2} \quad (10)$$

这里 dN_y 和 dN_{EPI} 是 N_y 和 N_{EPI} 的测量误差。如果使用最小二乘法拟合轨迹, 则斜率的精确度可得到提高。这个过程大致等价于用 $\frac{N_{EPI}}{2}$ 对点计算出的斜率值 s_2 的平均。如果误差 Δs_2 是不相关的高斯噪声, 则误差可减少为:

$$\Delta s = \frac{\frac{N_{EPI} dN_y - \frac{N_y}{2} dN_{EPI}}{\left(\frac{N_{EPI}}{2}\right)^2}}{\left(\frac{N_{EPI}}{2}\right)} = \frac{4}{N_{EPI}} \Delta s_2 \quad (11)$$

设 $H = 10$ 米, $f = 5$ 毫米, $N_y = 256$ 和 $d = \frac{6.6}{256}$ 毫米/象素, $L_{FOV} = 13.2$ 米, $dN_y = 2$, $dN_{EPI} = 2$, 则速度精确度可用方程(5)和方程(7)到(11)来估测得出。表2给出了不同车速的理论误差值。表3给出了在一般和较差环境下, 实时系统的效能的统计分析。



朱志刚, 讲师, 清华大学计算机系。现攻读在职博士, 主要研究方向为计算机视觉、图象理解和智能机器人。参加或负责多项国防预研和 863 项目, 多年从事景物理解、视觉导航和运动视觉的研究, 在国内外发表论文 20 多篇。

表2 速度精确度量

Table 2 Precision of speed estimations

V(km/hr)	0	10	50	80	120	160
s	0	1.077	5.387	8.620	12.929	17.239
N_{EPI}		238	48	30	20	15
Δs_2		1.74e-2	22.64e-1	6.36e-1	1.38	2.41
Δs	0	2.92e-4	42.20e-3	28.48e-2	22.76e-1	6.42e-1
Δv (km/hr)	0	2.71e-3	0.204	0.787	2.56	5.96
$\frac{\Delta V}{V}$	*	0.03%	0.41%	0.98%	2.13%	3.72%

表3 系统性能的统计分析(相对误差)

Table 3 System performance: relative errors by statistics

普通环境	恶劣环境
数量 $\leq \pm 4\%$	$\pm 6\%$
大小 $\leq \pm 5\%$	$\pm 8\%$
车间距 $\pm 5\%$	$\pm 8\%$
速度 $\leq \pm 3\%$	$\pm 6\%$

本文建立了一个基于视觉处理的交通监测系统原型, 对实际的交通图象作实时处理, 结果较令人满意。为了使系统得到更为广泛的应用, 对于光照条件变化及阴影的处理有待改进, 同时我们正研究夜间工作灯光的影响问题。

参考文献

- [1] Takarao, M. et al. Traffic flow measuring system using image processing. *SPIE*, 1989, VOL. 1197, 172-180.
- [2] Sal D'Agostino. Commercial machine vision system for traffic monitoring and control. *SPIE*, 1991, vol. 1615, 180-186.
- [3] Kilger, M. A shadow handler in a video-based real-time traffic monitoring system. *IEEE Workshop on Application of Computer Vision*, 1992, 11-18.
- [4] T. Zille, M. et al. Intensity and Edge-based Symmetry Detection with an Application to Car-Following. *CVGIP: Image Understanding*, 1993, VOL. 58, No. 2, September, pp. 177-190.
- [5] Econolite Control Productions. AUTOSCOPE-2003, video vehicle detection system. 1993.
- [6] Siemens Plessey Controls Limited. ARTEMIS, automatic road traffic monitoring information system. 1994.

Automatic Traffic Monitoring System Using 2D Spatio-temporal Images

Zhu Zhigang Xu Guangyou Yang Bo

(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University Beijing 100084, China)

Abstract Automatic traffic monitoring plays an important role in the truly Intelligent Vehicle/Highway System (IVHS). Vision-based approach is promising since it requires no pavement adjustments and has more potential advantages such as larger detection areas and more flexible functions. However traffic flow raises interesting but difficult problems for image processing. The various light conditions, as the result of variety of weather, places a strong need on the robust algorithms, which require a great amount of computational power to meet the real-time operations of the traffic monitoring system. Great research efforts have been put on this topic all over the world, but most of the current commercial traffic monitoring image systems are cost expensive.

In this paper we present a novel approach using 2D spatio-temporal images. The TV camera is mounted above the highway. The traffic is monitored and analyzed through two slice windows for each lane — the vehicle detection window is along the 2D spatio-temporal (ST) images; the panoramic view image (PVI) and the epipolar plane image (EPI). The primary problem, The separation and counting of vehicles and identifying their class (size) and speed, is solved through analyzing these two 2D ST images. The problem of camera settings, ST image calibration and rectification, data integration in vehicle detection, accurate speed estimation, background updating are discussed in the paper.

The features and advantages of the proposed ST approach are: (1) *Adaptive signal selection*. Only the vital information which is enough for the given tasks is selected. (2) *Computational efficiency*. Only a few scan lines are processed in each frame, and ST images are more generic and simple than frame images in this special application. (3) *Information completeness*. Narrow spatial viewing windows are compensated by dense temporal sequences, and the partially-viewed large vehicles in a single frame can be reconstructed by using ST images. (4) *Accurate speed estimation*. Speed is estimated from the loci of the front and rear instead of the locations at two single instants. (5) *Easy background updating*. Updating of the background estimation is very important in dealing with the changing weather conditions, which can be done easily according to the information from the few scan lines in the ST image method. (6) *Compact representation*. PVI is a compressed and visually explicit representation for the traffic flow. So PVI can be saved on the hard disk and takes the place of the traditional video tapes. We have built up a prototype system using the methods presented in the paper.

Keywords IVHS, Spatio-temporal image, Automatic traffic monitoring, Geometric invariance