

# 混合交通流中的自行车识别及参数提取\*

盛能, 王慧, 刘泓

(浙江大学控制科学与工程学系, 杭州 310027)

**摘要:** 为了提取高密度混合交通流下的自行车交通参数, 建立基于视频的交通检测系统, 改进了卡尔曼自适应背景模型, 提出了基于决策树的自行车群识别方法和基于面积阈值的车辆计数方法。对实际场景拍摄的视频处理得到了混合交通流分类、计数结果和速度密度关系。结果表明, 该方法不但能有效地检测、跟踪、识别高密度混合交通流下的自行车目标, 而且达到了为自行车模型研究获取合理的交通流密度、速度等相关交通参数的目的。

**关键词:** 混合交通; 视频检测; 自行车; 交通参数; 速密云

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2010)05-1974-03

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2010.05.107

## Bicycle recognition and parameter fetch in multi-traffic scenes

SHENG Neng, WANG Hui, LIU Hong

(Dept. of Control Science & Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**Abstract:** To fetch the parameters of bicycles in heavy multi-traffic scenes, this paper developed a video traffic monitoring system firstly, then improved Kalman filtering based adaptive background model, and presented a new bicycles recognition method using decision tree and a counting algorithm based on area threshold respectively. Extracted multi-traffic classification, counting results and velocity-density relations from the actually scene video. The results indicate that the system can detect, track, and recognize the bicycles and can get the reasonable traffic parameters like density, velocity, etc.

**Key words:** multi traffic; video detect; bicycle; traffic parameters; velocity-density cloud

混合交通流又称为非同质交通流, 是指多种交通参与者, 包括摩托车、自行车、行人与机动车共用车道的交通流。我国的许多地方混合交通现象严重, 其中非机动车的数量可达到交通总量的 25%~55%, 而非机动车又以自行车为主。此外, 自行车在交通事故中占了很大比重, 统计资料表明, 死亡事故的第一当事人自行车平均占 33.2%, 仅次于机动车的 50.8%<sup>[1]</sup>。鉴于自行车在我国交通系统中的重要地位, 对自行车交通流的研究具有重要意义。

与传统的车辆检测器相比, 基于视频图像处理与视觉技术的车辆检测具有处理速度快、安装维护便捷且费用较低、可监视范围广、可获取更多种类的交通参数等诸多优点, 已经在机动车的检测中获得成功应用<sup>[2,3]</sup>。但对用于自行车交通特性的视频研究还较少。在检测方面, Rogers 等人<sup>[4]</sup>提出通过对边缘图像进行 Hough 变换寻找椭圆, 从而检测出自行车, 或者通过模板匹配法则在图像中检测自行车<sup>[5]</sup>。Dukesherer 等人<sup>[6]</sup>则在应用圆的 Hough 变换定位图像中的车轮区域基础上, 通过计算 Hausdorff 距离以匹配一个简单的自行车模板。María T. López 用一种基于特征的分类器分析车轮的特征来区分自行车和摩托车<sup>[7]</sup>。但是, 要研究自行车, 除了识别以外, 还必须获知反映其交通特点的参数, 如单辆自行车的启动时间、速度、加速度、减速度等<sup>[8]</sup>, 以及交通流中的密度-速度关系等。在混合交通情况下, Khan 等人<sup>[9]</sup>提出区域密度的概念, 并从车辆相互作用原理的角度给出混合交通流量、密度、速度等基本

关系; 吕剑等人<sup>[10]</sup>基于视频提取并分析了混合交通中 20 m 长的道路最多 10 辆自行车的车流特性, 研究了混合交通中自行车密度-速度关系。

自行车车流具有不同于机动车的一些显著特点, 如成群性、摇摆性、可变性、较大的灵活性和可压缩性。自行车流在密度较大时会形成不同的群体, 无论是群体内的车辆之间还是不同群体的车辆之间都存在着相互的影响, 而且随着交通流的情形不同, 影响是不一样的。因而提取从稀疏到密集状态下自行车流的平均速度、车流密度等交通参数, 对进行交通模型研究必不可少。虽然在车流密度不高的情况下有较好的识别方法<sup>[4-7]</sup>, 但是在视频中自行车目标较小、车群很密的情况下, 尚未见到有效的办法。考虑到实际道路中, 一般自行车道至少可以并行行驶三辆自行车, 在上下班高峰期, 整个道路的车流密度更大, 也更易出现混合交通现象。因此本文基于交通视频检测, 研究了高密度混合交通流下自行车的识别及流量提取问题。在改进卡尔曼自适应背景模型的基础上, 提出了自行车群识别和车辆计数方法。实验结果表明, 本文所提出的方法不仅能有效地检测、跟踪、识别高密度混合交通流下的自行车目标, 而且可以得到合理的交通流密度、速度等相关交通参数。

### 1 交通视频检测系统框架

本文的交通视频检测系统由感兴趣区域(region of interesting, ROI)提取、目标跟踪、目标分类和交通参数提取四大模块

**收稿日期:** 2009-09-08; **修回日期:** 2009-10-27      **基金项目:** 国家“863”计划资助项目(2006AA11Z204); 中国博士后基金资助项目(20070421186)

**作者简介:** 盛能(1986-), 男, 浙江绍兴人, 硕士, 主要研究方向为智能交通系统、图像处理(nsheng@iipc.zju.edu.cn); 王慧(1959-), 女, 教授, 主要研究方向为复杂系统的建模与优化、智能交通系统; 刘泓(1977-), 男, 博士后, 主要研究方向为智能交通系统。

组成,流程如图1所示。在摄像机拍摄得到交通场景的视频图像序列的基础上,对图像序列进行ROI提取,得到图像背景和移动目标,根据目标的形状、位置、速度、运动方向等特性实现目标跟踪,再对目标的形状和运动特性进行分类,提取其交通参数并保存成文件。这些步骤中最重要的是目标分类和交通参数提取。

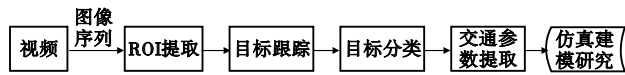


图1 交通视频检测系统流程图

## 2 交通视频检测算法

### 2.1 ROI提取

ROI提取模块将可能是交通目标的区域从复杂的交通场景中分割出来,以进行后续的跟踪和分类操作。由Karmann等人<sup>[11]</sup>提出的基于卡尔曼滤波器的自适应背景模型的背景帧差方法是一种较为常用的方法,其表达式如下:

$$B_{k+1} = B_k + (\alpha_1(1 - M_k) + \alpha_2 M_k)(I_k - B_k)$$

其中: $B_k$ 为对当前背景的估计; $I_k$ 是当前帧; $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 是更新系数; $M_k$ 是一个二值化移动目标估计掩模,对图像中的一个像素 $x$ ,当 $(|I_k(x) - B_k(x)| > T_b)$ , $M_k(x) = 1$ ,其他时候 $M_k(x) = 0$ , $T_b$ 是一个阈值。这个方法在大多数时候适用,但是当原先静止被判为背景的车辆启动运行后,车辆最初所在区域背景更新很慢,影响了ROI提取。针对该不足之处,本文用相隔3帧的帧间差法得到帧差图像 $D_k$ ,并对其进行膨胀、孔洞填充形态学图像处理,对图像中的每一个像素,当 $D_k > T_b$ , $M_k(x) = 1$ ,其他时候 $M_k(x) = 0$ 。经过改进之后,程序能快速处理背景发生变化的情况,大大提高了背景检测的实时性,从而得到更为可靠的ROI。

### 2.2 目标跟踪

目标跟踪是指监视目标在视频序列中的时空变化,在连续帧间匹配目标区域。目前常用跟踪方法有基于模型、区域、动态轮廓和特征四个方面。本文基于区域特征,通过比较目标前后帧的面积、高宽比、运动方向的差异以及目标运动速度的限制,得到相应的匹配度。当匹配度大于一个阈值,则判定为同一目标。

### 2.3 目标分类

混合交通流包含自行车、行人、小汽车、大客车等。针对研究目标,本文将交通目标分为自行车和非自行车。通过对目标的检测和跟踪得到其运动参数和形状参数,包括速度、面积、宽度、高宽比、致密度,利用这些参数就可以进行目标分类。目标识别应用决策树分类方法如图2所示。

由于自行车为人力驱动,所能达到的速度有一个上限,一般为 $6.9 \text{ m/s}$ ,识别算法首先剔除速度大于此值的目标。在剩下的交通目标如自行车、行人和低速行驶的机动车中,根据目标的面积判断,若面积大于某个阈值 $T_a$ ,则为机动车或自行车群,反之则为单辆自行车或行人。对于机动车和自行车群,进一步根据致密度大小进行区分。致密度计算公式:致密度 = 面积/周长<sup>2</sup>。由于机动车比较规则,致密度较大,而自行车群往往较长,且边界不规则,致密度较小,可根据致密度阈值 $T_c$ 区分机动车和自行车群。对于单辆自行车和行人,由于自行车连同骑车者比行人略高,而宽度远大于行人,自行车的高宽比小于行人,设定高宽比阈值 $T$ ,以区分自行车和行人。

### 2.4 交通参数提取

典型的交通流参数包括交通流量、密度和平均速度,对交

通目标的跟踪可以得到这三类参数。在交通流密度大且目标在图像中尺寸较小的情况下,需要设计相应算法得到实际的自行车数目。

本文利用检测到的团块面积估计数目,面积与车辆数目间的关系由实验获得。在足够多次实验后即可获得经验数据直接应用。首先选取车辆较疏、一般、较密三种情况下的小段视频,由视频检测系统实时显示每一个团块的面积,并人工计数该团块下的车辆数目。记录当一个团块包含 $n$ 辆车( $n = 1, 2, \dots, M$ )时的统计最小面积 $\min_n$ 和统计最大面积 $\max_n$ ,然后求取团块车辆数 $n$ 从1到 $M$ 分别对应的最小面积阈值。求取方法为:当 $n = 1$ 时,对应的面积 $A_1$ 为交通目标的最小面积设定值;当 $n > 1$ 时,对应的最小面积阈值为

$$A_n = 0.5 \times (\min_n + \max_{n-1})$$

通过此法可以得到最小面积阈值和车辆数对应的 $M$ 个点。当面积大于等于此阈值并小于更高车辆数的最小面积阈值时,即为相应的车辆数。对 $M$ 个点作二次曲线拟合,得到车辆数求取公式。在实际计算中,只需将面积值代入公式并对求得的值向下取整,即可得到车辆数。

为了研究整个路段的自行车平均速度与密度的关系,在得到每一帧相应区域的自行车数目后,即可计算该区域的自行车流密度。计算公式为

$$\rho_j = \text{num} / (l \times k)$$

其中: num 为整条道路中的自行车总量; $l$ 为道路检测长度(60 m); $k$ 为该道路的路段数,亦即能并行驶行的自行车数。

自行车车速计算式为 $v_i = s \times n / m$ 。其中: $s$ 为目标在过去的 $m$ 帧运动的距离; $k$ 为视频的帧率,通过 $m$ 的设置滤掉轨迹检测中的高频噪声。车流平均速度 $v_{pj}$ 为该道路所有自行车速度 $v_i$ 的平均值。

## 3 数据采集和实验结果

为了验证本文算法的有效性,笔者在不同时段拍摄采集了三段混合交通流视频。拍摄场地在18层楼,地面路段长大于60 m,时间为学生上下课高峰时间前后。所拍摄的交通流有以下三个特点:车流密度从低到高,较短的时间段内在一个很大的范围变化;交通流类型为以自行车流为主、兼有汽车和行人的混合交通流;自行车之间相互影响(前后左右的阻挡、组团)明显。

下面从交通目标类型、交通目标数目、速密云特性分析三个角度对拍摄的视频检测结果作了验证。

### 3.1 交通目标类型

表1显示了系统目标分类的准确度。视频检测系统在所拍摄的路段内识别出852个自行车或自行车群目标,393个非自行车目标(汽车或行人)。与人工验证得到的结果相比,本系统的识别误差率较小,能满足实用性的要求。因为低速行驶的车辆偶尔呈现不规则性(如混入自行车群的时候),一群行人在一起时也易被识别为自行车(群),所以针对非自行车的识别误差是要比自行车识别误差大。

表1 混合交通流目标分类表现

目标	人工验证	算法识别	误差率/%
自行车(群)	827	852	+3.02
非自行车	418	393	-5.98

### 3.2 交通目标数量

为了验证面积阈值法求取团块车辆数目的正确性,随机提取了处理视频中的20帧,进行实际车辆与算法检测,得到的车

辆数目的比较如表 2 所示。

表 2 车辆数目检测

帧号	实际数	检测数	误差/%	帧号	实际数	检测数	误差/%
1	3	3	0	11	52	51	1.92
2	6	6	0	12	45	45	0
3	8	7	12.50	13	17	17	0
4	16	18	12.50	14	41	44	7.32
5	29	28	3.45	15	47	45	4.26
6	33	35	6.06	16	33	31	6.06
7	33	35	6.06	17	23	23	0
8	27	25	7.41	18	15	16	6.67
9	35	39	11.43	19	23	22	4.35
10	25	26	4.00	20	51	50	1.96

从表中可以看出,当团块中自行车数目少于 6 时,基本上能得到准确的自行车数目;而当自行车数目较大时,由于自行车间距的可变性,会产生一定程度的误差,其最大误差为 12.50%,最小误差为 0,平均误差为 4.80%,误差中位值在 4.26%。对模型研究而言,误差是在可接受的范围之内。

### 3.3 速密云特性分析

速度和密度是交通流最重要的两个参数。图 3 显示了本文所提取的一段 60 m 长、并排可行驶三辆自行车的道路每帧自行车流平均速度与密度的对应关系。其中横坐标为车流密度,纵坐标为平均速度。当密度为 0.3 时,60 m 的车道实际自行车数目为  $num = d \times l \times k = 0.3 \times 60 \times 3 = 54$  辆。

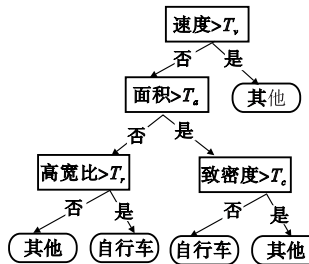


图 2 自行车识别算法示意图

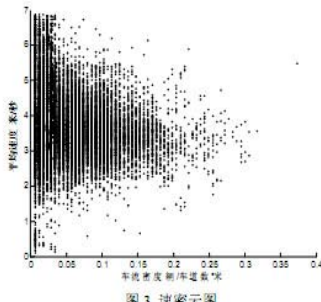


图 3 速密云图

与机动车群不同的是,机动车群速度与密度关系一般是以速密曲线来表示,而自行车群在同一密度下对应的道路平均速度可以在一个比较大的区间内变化,这种多对多的对应关系图像酷似云朵。针对这一特点,本文特提出速密云的概念,以表示与机动车速度、密度关系的明显差异。

为了验证本文所提取的速密数据的正确性与合理性,以下从速度的变化范围、随密度增长的变化趋势以及不同密度下速度均方差的变化三个方面进行分析。

a) 由图 3 可知,自行车流的道路平均速度大约在 1~7 m/s 变化,与现有的机动车数据作比较,平均速度整体远小于机动车群,而且自行车群速度变化范围也较小(NGSIM 数据<sup>[12]</sup>: 机动车群道路平均速度最高可达 33 m/s,最低达 5 m/s),其变化范围符合实际情况。

b) 计算不同密度下所有道路平均速度的全局平均速度。即设  $\rho_j$  为道路车流密度,全局平均速度  $v_{pj}$  为该密度下所有道路平均速度  $v$  的平均值,如图 4 所示。对  $\rho_j$  与  $v_{pj}$  进行线性拟合,可以得到其关系为

$$V_{pj} = -1.388 \times \rho_j + 3.5$$

由图 4 可知,在车流密度很小,即自由流时,道路平均速度取到最大值;随着车流密度上升,一直到比较拥挤的时候,整个路段的平均车速以一定的速率下降。由于青年学生骑车技术整体高于其他人群,在高密度车流时依然保持在 3 m/s 之上。由以上分析可知,自行车流在不同密度下的全局平均速度的变

化趋势是合理的。

c) 分析在不同密度下道路平均速度的均方差变化。定义车流密度为  $\rho_j$  时的速度均方差:

$$\sigma_{v_j} = \sqrt{E\{[v_i - v_{pj}]^2\}}$$

如图 5 所示,随着车流密度增加,其均方差整体呈下降趋势。这是因为车流密集时自行车之间相互制约影响增大,从而使速度趋向一致,速度均方差变小。

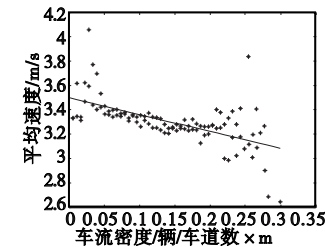


图 4 全局平均速度—密度关系图

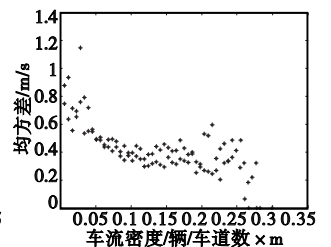


图 5 速度均方差—密度关系图

速密云特性分析表明,在交通流密度从很低到很高的范围内,自行车全局平均速度与平均密度存在负线性关系,这与目前的机动车流的速密关系理论相吻合。线性系数的大小与实际道路条件及交通流组成有关。

## 4 结束语

出于自行车交通流建模研究的需要,研究了路段长、车辆较小且变化从稀疏到密集的视频,提出相应的目标识别与交通参数检测算法。由实验结果可知,本文所提出的算法可以有效地检测、跟踪、识别混合交通流中的自行车目标,并得到合理的交通流密度、速度等相关交通参数,对自行车的建模研究、模型校正等都非常有用。

### 参考文献:

- [1] 王殿海. 交通流理论[M]. 北京:人民交通出版社, 2002.
- [2] WANG Guo-lin, XIAO De-yun. Review on vehicle detection based on video for traffic surveillance[C]//Proc of International Conference on Automation and Logistics. 2008;2961-2966.
- [3] 王圣男,郁梅,蒋刚毅. 智能交通系统中基于视频图像处理的车辆检测与跟踪方法综述[J]. 计算机应用研究, 2005, 22(9): 9-14.
- [4] ROGERS S, PAPANIKOLOPOULOS N. Bicycle counter, MN/RC 2000-08[R]. [S. l.]: Artificial Intelligence, Robotics, and Vision Laboratory, University of Minnesota, 2000.
- [5] ROGERS S, PAPANIKOLOPOULOS N. A robust video-based bicycle counting system[C]//Proc of the 9th ITS Amer Annual Meeting. 1999.
- [6] DUKESHERER J, SMITH C. A hybrid Hough-Hausdorff method for recognizing bicycles in natural scenes[C]//Proc of IEEE International Conferences on System, Man and Cybernetics. 2001;2493-2496.
- [7] MESSELODI S, MODENA C M. Vision-based bicycle/motorcycle classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(13): 1719-1726.
- [8] TAYLOR D, DAVIS W J. Review of basic research in bicycle traffic science, traffic operations, and facility design[J]. Transportation Research Record, 1999(1674): 102-110.
- [9] KHAN S I, MAINI P. Modeling heterogeneous traffic flow[J]. Transportation Research Board, 1999(1678): 234-241.
- [10] 吕剑,史其信,孙立光. 混合交通中自行车密度—速度关系[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2007, 47(6): 768-771.
- [11] KARMANN K P, Von BRANDT A. Moving object recognition using an adaptive background memory[C]//Proc of Time Varying Image Processing and Moving Object Recognition. 1990;289-296.
- [12] Administration F H. US-101-main-data[EB/OL]. http://ngsim.fhwa.dot.gov.