

基于时空马尔可夫随机场交通参数采集系统研究

周 君

(淮阴工学院交通学院 淮安 223003)

摘 要 可靠的车辆跟踪是实现交通事件自动检测的重要前提,车辆跟踪中的车辆相互遮挡则是影响车辆跟踪结果的关键因素。针对这一难题,提出了一种基于时空马尔可夫随机场(简称 ST-MRF)模型的车辆跟踪算法,用以得到目标地图和运动矢量地图。在目标地图和运动矢量地图的基础上提取交通参数,然后通过摄像机标定技术,获得实时的车速以及车辆运动坐标,最后通过对交通流三参数的分析,得到实时的交通流运行特征。这可为以后的交通事件检测提供依据。

关键词 时空马尔可夫随机场,车辆跟踪,交通参数,目标地图,运动矢量地图

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Research on Traffic Parameter Acquisition System Based on ST-MRF Model

ZHOU Jun

(Faculty of Transportation Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China)

Abstract Robust vehicle tracking algorithm is an important precondition for realizing traffic event detection, but occlusion is a key influence factor for vehicle tracking. An adaptive vehicle tracking algorithm based on spatial temporal Markov random field (be short for ST-MRF) model was proposed to deal with the problem. This tracking algorithm is used to acquire the object maps and the motion vector maps. The traffic parameters can be obtained from the object maps and the motion vector maps. Then using the camera calibration technique gets the real time speed, as well as the vehicle motion coordinates. At last, through the analysis of the three parameters of traffic flow, the real-time traffic flow operation characteristics are got, which can provide basis for the traffic incident detection in the future.

Keywords ST-MRF, Vehicle tracking algorithm, Traffic parameter, Object maps, Motion vector maps

1 引言

随着计算机处理能力的迅速增强,图像检测技术在交通中的应用从单一的交通流采集拓展到交通事件检测等多个课题,以 Hoose、Wan、Michalopoulos 以及 Lu 等为代表的众多学者分别利用图像处理在排队检测、交通状态检测、事故检测和速度检测等方面做了大量的工作。近年来,基于视频的交通流量采集技术被越来越多的学者和研究人员所关注^[1]。目前,已经有一些系统被开发并成功应用于机动车的检测和跟踪中。最具代表性的产品是美国 ISS 公司的 AUTOSCOPE 视频检测系统和 ITERIS 公司的 Vantage 视频交通数据采集系统。本文将使用基于 Spatial Temporal Markov Random Field(简称 ST-MRF)模型的车辆跟踪算法^[6],获得跟踪结果—目标地图和运动矢量地图。交通参数的提取是在跟踪的结果上进行的。

2 基于 ST-MRF 模型的车辆跟踪算法

作为车辆跟踪算法的初始准备,考虑到一个像素太小,不足以作为 ST-MRF 中的一个场景(site),需要一个较大的像素组。因此,把一个 720×640 的图像分割成 90×80 的块,即

每个块由 8×8 的像素组成。在我们的算法中,把一个块对应于 ST-MRF 中的一个场景,即把每个块和一个车辆联系起来,也就是给每个块赋一个对应的车的标号。在使用跟踪算法时,首先决定一个初始标号分配,然后通过 ST-MRF 把标号分配提炼优化。在提炼过程中,算法考虑块在时间域和空间的联系,使用马尔可夫模型把标号赋给块^[2-5]。车辆跟踪算法步骤如下:

(1)初始化及新车辆标号的产生。首先建立一个研究区域的背景图像,在算法中,设置检测矩形框,在矩形内的车辆能被检测到,超出矩形的车辆就不能检测。这样做是为了避免对向车辆被检测而妨碍检测结果。并在矩形框上检测前景与背景灰度图像的变化,以判断是否进入车辆。在矩形框块上,每一个块的当前灰度和背景灰度的差值一直在被检测。当这个差值大于一定的阈值时,算法就判断检测到一辆新车,并产生一个新的标号,将这个标号赋予给目标块。如果新的目标块与早前检测到的目标块部分重叠,把以前检测到的目标块的标号更新为新的标号。只有那些与背景图像不相同的纹理才能作为车辆区域并且被标号,然后标号赋予给块,由于这些块跟背景图像一起具有相同的纹理,因此不能再给其它车辆区域进行标号。

收稿日期:2012-12-13 返修日期:2013-03-12 本文受国家自然科学基金项目(51078085)资助。

周 君(1980—),女,博士生,主要研究方向为视频检测,E-mail:joujou1980@163.com。

(2)估计目标运动矢量。当车辆区域离开检测槽线时,算法沿着时间序列自动更新车辆的形状。对于这个更新,算法在车辆区域的块中估计运动矢量。在每一个块上,运用块的匹配方法估计每一个目标块在时间 t 和 $t+1$ 时的运动矢量。即块在时间 t 的坐标值为 $(x(t), y(t))$, 在时间 $t+1$ 的坐标值为:

$$x(t+1), y(t+1) = (x(t) + u(t), y(t) + v(t))$$

该公式通过式(1)估计所得。其中 $G(x, y; t)$ 是像素 (x, y) 在时间 t 的灰度强度。大概 10 个目标块属于一个对象。这个对象的运动矢量被目标块中一些高频运动向量所代表。

$$D_{xyk} = \sum_{0 \leq di \leq 8, 0 \leq dj \leq 8} |G(t; i+di, j+dj - G(t-1; i+di - u_{mi}, j+dj - v_{mj})| \quad (1)$$

(3)更新目标块,如图 2 所示。在具有代表性的运动矢量的基础上,将有标号的块从前一时刻的位置移到下一时刻的位置,在这些块移动后,若新的位置前景与背景差异性小于给定的最初值,算法判定块不属于车辆区域,反之,如果新的车辆区域的相邻块前景与背景具有比较大的差异性,算法判定块属于车辆区域,并赋予相同的车辆标号。

(4)划分目标块。在特殊情况下,多个对象同时通过槽线可以被认为是一个单独的对象。为了划分这些对象,需要检查连通性及目标块的运动矢量分布。如果由几部分组成的单个车辆区域具有几个不同的运动矢量,这些部分将会被分离,并且被分配不同的车辆标号。图 1 为跟踪结果图——目标地图和运动矢量地图。

在自适应的车辆跟踪算法中,每一个块将被简单的块匹配技术所估计。在所有块的组成中一个代表集群的运动矢量将被确定为最常见的运动矢量,如图 2(a)所示。在确定目标图像的最初状态时,集群的所有块参照这些具有代表性的运动矢量被移动到另一个目标图像,如图 2(b)所示。移动结束后,如果移动块的相邻块具有不同的纹理,它们将被标号为一个集群。尽管一开始集群可能包括 2~3 辆车,但是经过一段时间的运动后,它们将会被背景图像分开。

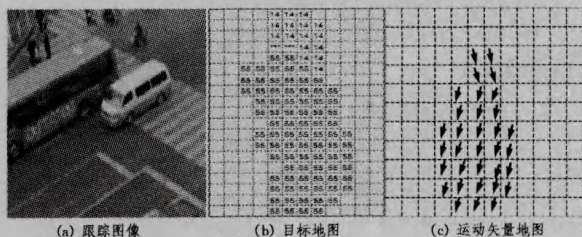


图 1 车辆跟踪结果图

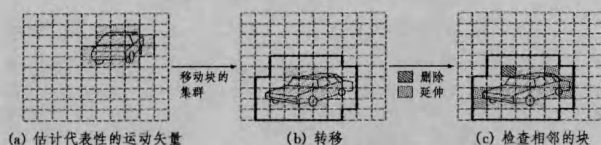


图 2 目标图像的移动

3 交通参数采集

3.1 交通参数的介绍

交通参数的提取是在跟踪的结果上进行的。所以从跟踪

结果——目标地图和运动矢量上可以获得车辆数、速度、平均速度和密度以及加速度和行车轨迹等参数^[7,8]。下面分别进行介绍。

1) 车辆数

交通量是指 15 分钟或更长时间间隔内通过的车辆数 N 。常用单位辆/h 表示。车辆数的获取是通过对运动目标进行跟踪,不断获取进入跟踪区域的车辆数据,从而完成车辆数的实时统计。另外从车辆 ID 标号上也可以体现出来,每个 ID 号对应一辆车,从第一辆车进入检测槽线就开始实时统计。

2) 瞬时速度

车辆在指定方向上的运动速率。可用于描述动态交通,也可描述静态交通。车辆速度利用一定时间间隔的车辆位移除以时间间隔便可获取。计算公式为:

$$v = \frac{s}{\Delta t}$$

式中, $\Delta t = f \cdot k$ 表示相邻图像帧间的时间采样间隔, k 表示间隔帧数。 s 为 Δt 时间间隔内车辆的位移,即代表车辆运动矢量的中心坐标由 (x_i, y_i) 到 (x_{i+k}, y_{i+k}) 的位移,计算公式如下:

$$s = \sqrt{(x_i - x_{i+k})^2 + (y_i - y_{i+k})^2}$$

3) 平均速度

平均速度是单位时间内通过道路某一断面的车辆速度的算术平均值,用 $\bar{v}$ 表示如下:

$$\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i$$

式中, v_i 表示第 i 辆车的速度, N 为车辆数。

4) 车流密度

车辆密度是指某一时刻单位长度的道路上存在的车辆总数,可以用下式表示:

$$K = \frac{N}{vd}$$

式中, d 为检测的车道宽度。

道路上交通密度的另一种描述形式是车头间距。即在同向行驶的一列车队中,相邻两辆车的车头之间的距离称为车头间距,而路段中所有车头间距的平均值称为平均车头间距。公式为:

$$h_s = \frac{1000}{K}$$

车头间距的计算公式为:

$$h_s = \frac{\bar{v} \cdot T}{N}$$

式中, $\bar{v}$ 为当前统计周期内的平均速度, T 为统计周期, N 为当前统计周期内的车辆数。

通过上述两个公式就可以把密度计算出来。

5) 加(减)速度

在计算出每帧的瞬时速度后,即可利用相邻两帧之间的时间间隔 Δt 进一步计算出运动目标每帧的加(减)速度。

6) 车辆类型

本文通过检测车辆矩形的长、宽来判断车型,具体步骤如下:

(1)在系统初始化时,按照自定义的几种车型,获取这几

种车型的车辆在跟踪区底部时系统检测到的车辆矩形的长、宽,根据这些车型的长、宽信息确定几种车型的判断条件;

(2)当检测车辆的矩形的前部到达跟踪区的底部时,作背景帧差,获取检测车辆矩形的长和宽;

(3)根据矩形的长和宽,判断车辆的车型。

3.2 从跟踪结果获得交通参数

使用基于 ST-MRF 的车辆跟踪算法对输入的视频序列图像获得两种地图:一种是目标地图,即车辆标号的集合,同一辆车的相同标号组成跟车辆形状相似的几何体,它可对遮挡的车辆进行分离,表示车辆 ID 分布图的分割结果,如图 1(b)所示;另一种是运动矢量地图,表示与车辆 ID 号对应的块的运动矢量分布,如图 1(c)所示。从目标地图和运动矢量地图可以获得不同的交通参数,如交通量、速度、密度和加速度。对交通参数的获取可以采用层次结构流程图表示,具体过程如图 3 所示。

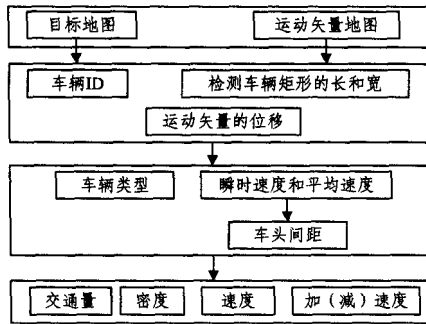


图3 交通参数获取层次图

4 基于车道线参数的坐标转换

假设车道线处于同一水平面,且两条车道线是与水平面平行的。这样根据相机透视变换原理,车道线可以用水平地面上的圆弧来表示^[9]。

1) 消隐点和消隐线

在透视投影变换下,空间直线的图像仍为直线,空间的一组平行线将投影为相交的直线,且相交于唯一的一点,即消隐点。消隐点一般位于图像外,甚至在无穷远处。空间参考平面(及与其相平行的平面)上的所有消隐点都位于同一条直线上,称之为消隐线。消隐点和消隐线隐含有空间直线和平面的方向信息,这些量可以直接由图像得到,而不需要知道摄像机参数及其与场景的变换关系。

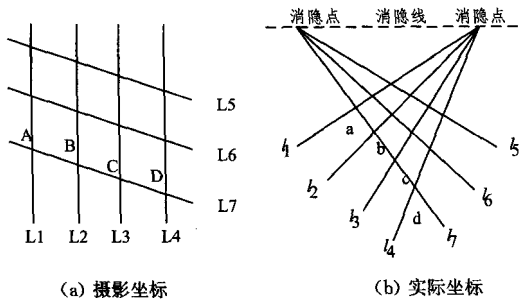


图4 消隐点与消隐线示意图

如图4所示,对于共线的4个点A,B,C,D,其交比定义为:

$$(AB|CD) = \frac{\overline{AC} \times \overline{BD}}{\overline{BC} \times \overline{AD}} \quad (2)$$

如果其中一点D在无穷远处,交比演化为单比:

$$(AB|CD) = \frac{\overline{AC}}{\overline{BC}} \quad (3)$$

交比是射影几何学中基本的射影不变量之一。一般是用共线的4个点来定义的,亦称之为调和比。本文利用交比这一特性,得出: $(AB|CD) = (ab|cd)$ 。

2) 基于消隐点坐标变换

利用消隐点可进行坐标变换,即将图像坐标系内的点映射到世界坐标系中,这样便可得到实际场景下的坐标。基于消隐点的坐标变换原理简述如下:

如图5所示,设矩形OABC宽为W,长为L,它经过摄影变换投影为四边形oabc,d为平面oabc上任意一点,已知o,a,b,c,d摄影变换后的坐标,求d变换前的对应点D在OABC上的坐标。

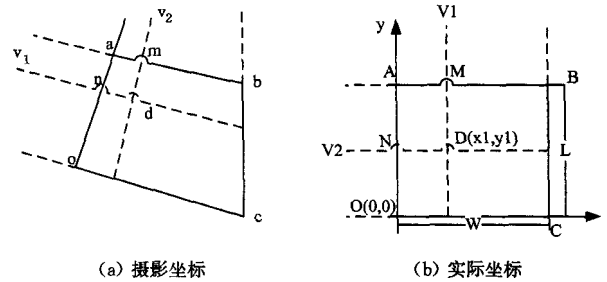


图5 坐标变换示意图

由于 $AB \parallel OC$, 退出 oc 与 ab 的交点 v_1 即为所有与 AB 平行的直线摄影变换后对应的消隐点;同理, oa 与 bc 的交点 v_2 也是所有与 OA 平行的直线变换后对应的消隐点。

根据消隐点可以求出 v_2d 与 ab 的交点 m , 即为 D 点在 AB 上, 投影 M 摄影变换后的对应点; v_1d 与 oa 的交点 n , 即为 D 点在 OA 上的投影 N 的对应点。

根据交比不变性,有:

$$(oa|nv_2) = (OA|NV_2) \quad (bm|av_1) = (BM|AV_1)$$

可以得到公式:

$$(oa|nv_2) = \frac{\overline{on} \times \overline{av_2}}{\overline{an} \times \overline{ov_2}} = \frac{\overline{ON} \times \overline{AV_2}}{\overline{AN} \times \overline{OV_2}} = \frac{\overline{ON}}{\overline{AN}} = (OA|NV_2) \quad (4)$$

$$\overline{ON} = \overline{AN} \times \frac{\overline{on} \times \overline{av_2}}{\overline{an} \times \overline{ov_2}} \quad (5)$$

$$(bm|av_1) = \frac{\overline{ba} \times \overline{mv_1}}{\overline{ma} \times \overline{bv_1}} = \frac{\overline{BA} \times \overline{MV_1}}{\overline{MA} \times \overline{BV_1}} = \frac{\overline{BA}}{\overline{MA}} = (BM|AV_1) \quad (6)$$

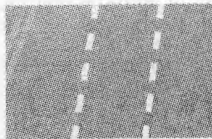
$$\overline{MA} = \overline{BA} \times \frac{\overline{ma} \times \overline{bv_1}}{\overline{ba} \times \overline{mv_1}} \quad (7)$$

3) 实际应用与实验结果

在路段视频图像中,可以根据交通道路标志线找出一组互相垂直的平行线作为参考线。根据这组标定线段以及一些已知的道路参数,利用式(5)和式(7)可以计算出图中路面上任意点在实际道路上的对应坐标,视频图像标定前后的效果如图6所示。



(a) 原图



(b) 标定后的图像

图 6(1) 近距离拍摄视频图像



(a) 原图



(b) 标定后的图像

图 6(2) 远距离拍摄视频图像

5 实验分析

本次实验拍摄的视频为 2012 年 9 月 14 日上午 9:30 某高速公路的一段,在该路段交通量为 1500 辆/h,如图 7 所示。



图 7 视频图像

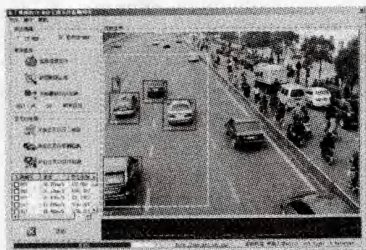


图 8 交通参数提取示意图

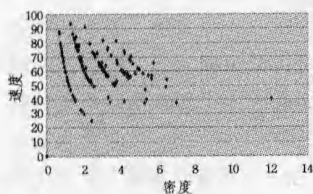


图 9 速度-密度关系图

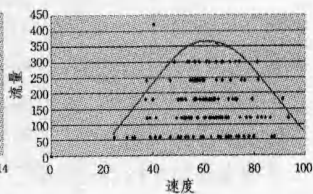


图 10 交通量-速度关系图

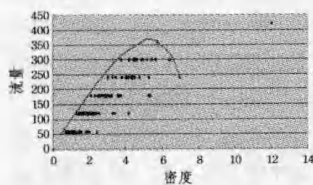


图 11 交通量-密度关系图

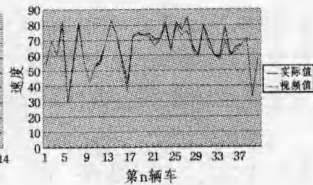


图 12 实际值与视频值的比较图

图 8 为交通参数提取的界面,图左下角为数据提取,右下角为交通量随时间变化趋势图。图中得到的数据以 .txt 文件自动保存到软件指定的文件夹里,经 EXCEL 处理得到交通

量-速度、交通量-密度、速度-密度关系图,如图 9—图 11 所示。从速度-密度关系图可以看出速度与密度的关系符合格林希尔茨线性关系;交通量-速度关系图符合抛物线曲线,抛物线左边为拥挤区域,右边为非拥挤区域,非拥挤区域的数据比较少,此时车流为自由流。交通量-密度关系图也为抛物线曲线,抛物线左边为拥挤区域,大部分数据都落在拥挤区域,这是因为拍摄时间为高峰期间,与实际道路情况相当。图 12 是用雷达测速仪测得的瞬时车速与通过该算法测出的瞬时速度的比较图。图上可以看出这两条线差别不大,说明通过该算法测出的速度与实际值之间的误差很小,精度比较高。从实验发现运用 ST-MRF 模型能进行准确的车辆跟踪,且在交通拥挤情况下,获得了较准确的交通流数据。

结束语 可靠的车辆跟踪是实现交通事件自动检测的重要前提,对于开发事件自动检测和监控交通流的系统而言意义重大。本文针对车辆跟踪中出现的遮挡问题,建立了基于 ST-MRF 模型的自适应的车辆跟踪算法,该算法能获得车辆的目标地图和运动矢量地图,为交通流参数的提取提供依据。本文研究成果有:1)运用 ST-MRF 模型能进行准确的车辆跟踪,且在交通拥挤情况下,获得了较准确的交通流数据;2)通过基于车道参数的坐标标定技术,获得了实时的车速,以及车辆运动坐标;3)通过对交通流三参数的分析,得到了实时的交通流运行特征,为以后的交通事件检测提供了依据。

参考文献

- [1] 施毅. 基于视频的交通事件检测研究[D]. 南京: 东南大学, 2007
- [2] 李旭超, 朱善安. 图像分割中的马尔可夫随机场方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(5): 790-791
- [3] 黄贤武, 朱莉, 仲兴荣, 等. 一种新的基于 ST-MRF 的运动目标分割技术[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(2): 367-368
- [4] Magee D. Tracking multiple vehicles using foreground background and motion models[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(2): 143-155
- [5] Betser A, Vela P, Tannenbaum A. Automatic tracking of flying vehicles using geodesic snakes and Kalman filtering[C]// 43rd IEEE Conference on Decision and Control, Atlantis, Paradise Island, the Bahamas; IEEE, 2004: 1649-1654
- [6] Shunsukekamijo, Tsunetoshinishida, Sugurusato, et al. Automated behavior and statistical analyses from traffic images based on vehicle tracking Algorithm[C]// The IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2002: 920-925
- [7] Magee D. Tracking multiple vehicles using foreground background and motion models[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(2): 143-155
- [8] 林家春, 李伟, 荀一. 多目标动态检测中摄像机标定技术研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(6): 18-21
- [9] 刘富强, 张姗姗, 朱文红, 等. 一种基于视觉的车道线检测与跟踪算法[J]. 同济大学学报, 2010, 38(2): 223-230