

自动识别环境下车辆的出行矩阵估计新方法

孙 剑, 冯 羽

(同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

摘要: 鉴于以视频牌照识别系统为代表的车辆自动识别 (automatic vehicle identification, AVI) 技术在我国逐步应用的现实, 提出了利用 AVI 检测信息估计高精度车辆起讫点矩阵 (OD-matrix) 的新方法. 该方法首先将检测的车辆信息分为 4 类 (起讫点已知、起点或终点及部分路径已知、仅知起点或终点、仅知部分路径), 然后利用第 1 类信息根据 AVI 检测误差直接扩样更新基础 OD 矩阵; 利用第 2, 3, 4 类信息, 参照粒子滤波算法思想, 基于贝叶斯估计理论修正更新路段-路径流量关系, 进而用蒙特卡罗随机过程确定可能路径以及 OD; 最后根据 AVI 获得的路径流量信息反向验算校正 OD. 根据上海市目前视频牌照识别系统的应用现状, 选择以南北高架快速路为研究对象, 根据牌照识别系统检测的动态车辆信息, 对布设 9 个视频检测器的南北高架沿线 17 个出入口的 OD 进行了估计应用. 结果表明, 在路网仿真模型误差 $\leq 15\%$ 、AVI 设施覆盖率为 27.2% 以及检测误差在 10% 的前提下, 运用本方法, OD 估计的总体平均相对误差仅为 11.09%. 该方法能充分利用 AVI 检测的个体车辆不完整路径信息, 且计算效率高, 可满足实际动态交通管理的需求.

关键词: OD 估计; 车辆自动识别; 车辆路径; 贝叶斯估计
中图分类号: U 491.13 **文献标识码:** A

A New Method of OD Estimation Based On Automatic Vehicle Identification Data

SUN Jian, FENG Yu

(Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: With the development and application of video license plate recognition system which represented the automatic vehicle identification (AVI) technologies in China, a novel high resolution OD estimation method was proposed based on AVI detector information. 4 detected categories ($O_x + D_y$, $O_x/D_y + (s)$, O_x/D_y , $P(s)$) were divided at the first step. Then the initial OD matrix was updated by using the O_x

+ D_y sample information considering the AVI detector errors. Referenced by particle filter, the link-path relationship data were revised by using the last 3 categories information based on Bayesian inference and the possible trajectory and OD were determined with the Monte Carlo random process. Then the OD was corrected through reserve operation based on AVI path flow information at last. Finally, according to the current application of video detector in Shanghai, the North-South expressway was selected as the test bed which including 17 OD pairs and 9 AVI detectors. The results show that the calculated average relative error is 11.09% under the constraints that the simulation error is under 15%, the detector error is about 10% and the AVI facility coverage is 27.2%. This method is highly efficient and can make full use of the partial vehicle trajectory which can be satisfied with the dynamic traffic management application in reality.

Key words: origin-destination matrix estimation; automatic vehicle identification; vehicle trajectory; Bayesian inference

车辆出行矩阵 (OD-matrix) 是交通系统规划、设计及运行管理的核心基础信息. 自 1978 年 Van Zuylen 和 Willumsen 首次运用极大熵理论通过检测路段交通量来“反推”OD 矩阵以来, OD 估计研究已经有 30 余年的历史. 估计方法包括最小二乘法、状态空间模型以及信息论方法等^[1-3].

目前, 以视频车牌自动识别为代表的“广域”车辆自动识别 (automatic vehicle identification, AVI) 技术正得到大规模应用. 其核心是可检测车辆号牌、通过时间以及车辆位置等信息. 伴随着 AVI 技术的应用, 国内外学者对 AVI 环境下的 OD 估计进行了探索, 主要分为两类: 一类是通过对经典 OD 估计模型进行改进, 加入新的 AVI 检测信息来提高 OD 估计精度, 如 Dixon^[4] 等通过扩展卡尔曼滤波模型, 同

收稿日期: 2010-12-05

基金项目: 国家自然科学基金 (50948056)

第一作者: 孙 剑 (1979—), 男, 讲师, 工学博士, 主要研究方向为交通系统分析、交通仿真、实验交通工程. E-mail: sunjian@tongji.edu.cn

时将交通量和 AVI 之间的行程时间作为观测变量对车辆 OD 进行了估计; Zhou^[5] 在利用非线性最小二乘估计中考虑了行程时间影响. 另一类是利用检测的高精度路径(OD)信息对车辆 OD 进行估计, 如 Kwon 等根据收费站电子标签数据, 利用统计学中的矩量法(method of moments)对美国加州湾区的高速公路 OD 进行了估计^[6]. 然而上述方法还存在如下问题和挑战:

(1) OD 估计不仅与网络拓扑、流量有关, 还与路径选择(分配矩阵)以及由此带来的交通状态有关. 以往的研究限于数据条件或研究环境, 一般在简单示例路网条件下, 通过假定部分参数推算 OD, 其实用性有待提高.

(2) AVI 不仅可以检测断面的流量、行程时间信息, 通过多个 AVI 设施之间的数据匹配, 还可以获得车辆的不完整路径信息, 而这部分信息对 OD 估计尤为重要.

(3) 我国目前的 AVI 系统主要以视频牌照识别设备为主, 受检测环境、投资预算、安装条件等的限制, 其布设密度和检测精度均有一定的限制, 如何在有限信息下进行高精度 OD 估计极具挑战.

本文提出的根据类粒子滤波算法思想进行 OD 估计的新方法, 可有效整合 AVI 检测的流量、行程时间和部分路径数据. 利用贝叶斯估计理论对观测集的 AVI 样本粒子和历史 OD 作为建立概率模型的主要手段, 同时通过蒙特卡罗粒子仿真对随机的 AVI 样本粒子进行状态估计. 在算法应用中, 针对 AVI 检测的不同数据, 分类更新模型的空间状态, 从而使贝叶斯估计的结果更加逼近实际的空间状态.

1 AVI 环境下 OD 估计方法

1.1 AVI 检测数据分析

在多个 AVI 设施之间, 通过车辆号牌匹配, 可获得车辆行程时间信息以及路径信息. 从车辆出行 OD 角度来看, 其数据可分为以下 4 类: ①为车辆起点 O 及终点 D 均检测到, 表达为 $O_x + D_y$; ②为车辆起点 O 或者终点 D 已知, 且同时检测了车辆的部分路径, 表达为 $O_x/D_y + P(s)$; ③为仅知车辆的起点 O 或者终点 D , 表达为 O_x/D_y ; ④为仅知车辆的部分路径, 表达为 $P(s)$.

1.2 OD 估计流程

根据 AVI 检测的不同数据类型, 将 AVI 环境下的 OD 估计描述为如图 1 所示的流程. 共分为 7 个步骤.

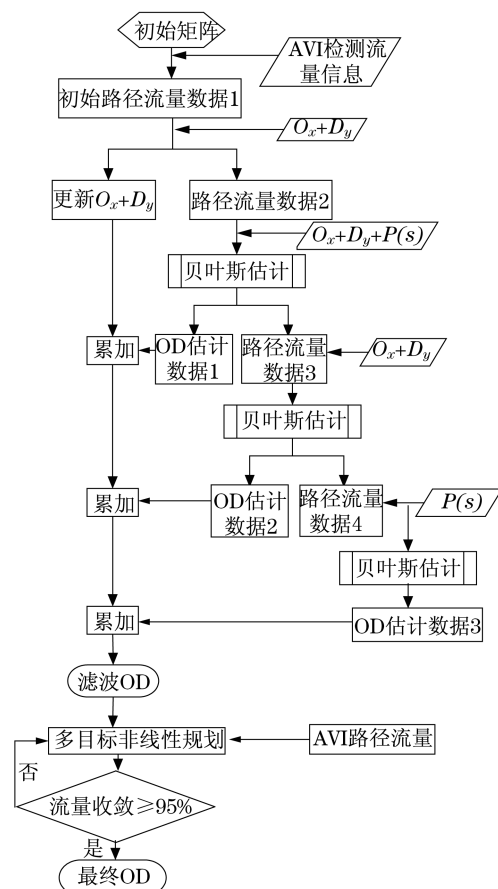


图 1 基于 AVI 检测数据的 OD 估计流程图

Fig. 1 OD estimation flowchart on the basis of AVI data

Step 1 根据 AVI 检测的断面流量, 利用增长率法对初始种子 OD 矩阵进行更新. 在更新时考虑 AVI 检测的误差因素.

Step 2 根据更新的初始 OD, 利用初始分配比例矩阵, 得到初始路径流量数据库 1.

Step 3 针对 AVI 检测数据①, 根据检测误差对与 $O_x + D_y$ 有关的 OD 对进行扩样, 得到更新的 $O_x + D_y$; 然后利用 $O_x + D_y$ 信息修正初始路径流量数据库 1 得到路径流量数据库 2. 其过程为: 搜索初始路径流量数据库 1, 提取数据库中所有包含 $O_x + D_y$ 的路径流量数据. 根据不同路径的流量大小, 按比例将检测器数据分配到各条路径上. 为了降低已知 OD 的车辆在 OD 估计中的权重, 用初始路径流量数据库 1 减去 $O_x + D_y$ 形成的部分路径数据库得到新的路径流量数据库 2.

Step 4 对 AVI 检测数据②, 搜索路径流量数据库 2 中所有与 $O_x/D_y + P(s)$ 相关的路径流量数据. 以该数据作为贝叶斯估计的先验数据, 然后利用 $O_x/D_y + P(s)$ 信息对其进行估计修正, 得到与 2 检

测信息相关的 OD 对所有路径的选择概率;接着利用蒙特卡罗随机过程,产生随机数确定任一车辆的“确定”OD 及路径;最后累加 2 中所有车辆的 OD 信息得到 OD 估计数据 1 以及更新的路径流量数据库 3.

Step 5 针对 AVI 检测数据③,④,其处理思想和方法与②相似,分别得到 OD 估计数据 2、路径流量数据库 3 以及 OD 估计数据 3.

Step 6 将 $O_x + D_y$, OD 估计数据 1, OD 估计数据 2, 3 累加即可得到最终的 OD 出行总矩阵.

Step 7 利用 AVI 检测器获得的路径流量信息,对估计的 OD 矩阵进行反向验算,并在置信区间内进行调整.

1.3 贝叶斯估计算法

贝叶斯估计是在不完全情报下,对部分未知的状态用主观概率进行估计的一种方法.贝叶斯公式 $P(H/D) = P(D/H) \times P(H)$ 中的 $P(H)$ 被称为 H 的先验概率,表示在没有训练数据前假设 H 拥有的初始概率, $P(D|H)$ 表示假设 H 成立时训练数据 D 的先验概率.本方法通过对先验概率的修正可以得到更加符合实际的概率.

假设某 OD 对选择所有可能路径的先验概率分别为 $P(H_1), P(H_2), \dots, P(H_i)$, 同时基于预设的交通分配模型,得到关于检测路段信息的所有路径及相应流量.每一个 AVI 采集的样本分类数据都可以称之为一个粒子.基于不同路径的流量数据,假设某车辆对所有可能路径基于流量数据的先验概率分别为 $P(D_1/H_1), P(D_2/H_2), \dots, P(D_i/H_i)$. 令

$$P(D_i/H_i) = D_i/D_{\text{总}} \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

$$D_{\text{总}} = \sum_{i=1}^n D_i \quad (2)$$

式中: $D_{\text{总}}$ 为包含检测路段信息的所有路径流量总和; D_i 为表示路径 i 的流量.

根据贝叶斯公式可得经过某检测信息(②,③,④)的所有路径的后验概率为

$$P(H_i/D_i) = P(D_i/H_i) \times P(H_i) \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

$$P_{\text{总}} = P(H_1/D_1) + P(H_2/D_2) + \dots + P(H_i/D_i) \quad (4)$$

假设某检测信息下,某车辆对所有路径的最终选择的概率为 P_1, P_2, \dots, P_i . 则

$$P_i = P(H_i/D_i)/P_{\text{总}} \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

如图 2 所示,假设 AVI 检测器获得编号 001 的车辆经过 H_1, H_2 路段,基于预设的交通分配模型,得到包含 H_1, H_2 的所有路径及路径流,对所有路径

进行编号,1 为路径 1—7,2 为路径 3—9,3 为路径 2—10. 由于缺乏对车辆来自以上路径的客观经验,假设车辆来自上述 3 条路径的概率相等,即 $P(H_1) = P(H_2) = P(H_3) = 0.33$. 从路径流量数据库中提取 1,2,3 路径的流量数据.假设为 20,30,50. 根据路径的流量,得到不同路径基于流量数据的先验概率为 $P(D_1/H_1) = 0.2, P(D_2/H_2) = 0.3, P(D_3/H_3) = 0.5$. 利用贝叶斯估计修正先验概率,得到各条路径的后验概率分别为 0.066,0.099,0.165. 对各条路径的后验概率进行归一处理分别得到 $P_1 = 0.2, P_2 = 0.3, P_3 = 0.5$.

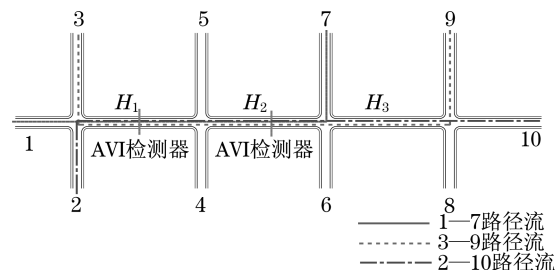


图 2 示例路网部分路径估计图

Fig. 2 Partial route estimation on sampled network

1.4 蒙特卡罗路径选择过程

蒙特卡罗方法由于能够真实地模拟实际物理过程,逼近真实的物理结果,因此通过蒙特卡罗方法对 AVI 检测的样本粒子模拟基于概率的空间状态选择.

对经过某 AVI 检测信息的所有路径,设定

$$W_i = \sum_{n=1}^i P_n \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

式中: W_i 为路径后验概率的累积概率.

仍以图 2 为例,通过产生随机数的方法,模拟蒙特卡罗随机选择过程.如果随机数小于 W_1 则确认车辆 001 的路径为 1 及其路径 1 的 OD,如果随机数大于 W_1 小于 W_2 则确认车辆 001 的路径为 2 及其路径 2 的 OD,以此类推来确定车辆的行车路径以及 OD.

对于城市开放式路网,本方法同样具备适用性.通过对城市路网中 AVI 检测信息的采集,采用预知的交通分配方法得到基础路段-路径流量数据库,然后应用本文所研究的方法,也可以同时修订路段-路径流量关系数据库以及 OD 对,进而进行开放式路网的 OD 估计及车辆路径估计.

1.5 路段流量校正

路段流量与 OD 量的数学关系可表示为

$$F_i = \sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f_{mn} \times p_i^{mn} \quad (7)$$

式中: F_i 为路段 i 上的路段流量; f_{mn} 为表示从起点 m 到终点 n 的 OD 量; p_i^{mn} 为表示从起点 m 到终点 n 的 OD 量中选择路径 i 的概率.

在路径分配已知的情况下式(7)可以简化为

$$F_i = \sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f_{mn} \quad (8)$$

在前 6 步通过类粒子滤波过程获得了与实际空间状态相似的后验 OD 矩阵,因此可以根据后验 OD 矩阵建立置信区间来确定 OD 数据校正的范围.置信区间范围依据后验的空间状态特征与实际空间状态特征之间的差异来确定.其数学过程可以描述为

$$\min V_i = F_i - \sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f'_{mn} \quad (9)$$

$$\text{s. t. } \alpha_1 f_{mn} < f'_{mn} < \alpha_2 f_{mn} \quad (10)$$

式中: V_i 为路段 i 的 AVI 观测流量与经过路段 i 的 OD 量的差值; f'_{mn} 为通过类粒子滤波过程得到的 OD 量为 m, D 为 n 的 OD 量; α_1 为置信区间下限; α_2 为置信区间上限.

2 案例分析

2.1 研究区域

2008 年上海市在快速路系统布置视频牌照检测设备,共布置了 67 个断面.本案例以上海市南北高架快速路作为研究对象,共有 17 个出入口以及 9 个断面布置了 AVI 设备,覆盖率为 27.3%.研究的南北高架路网及 AVI 设施布置如图 3 所示.

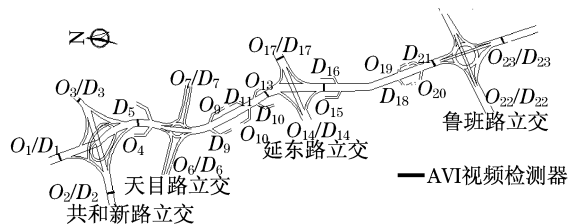


图 3 上海市南北高架路网模型及 AVI 设施布置图

Fig.3 North-south elevated road and AVI layouts

2.2 “真实”OD 获取

由于真实 OD 难于获取,长期以来,对 OD 估计精度进行评价一直是研究的难点之一,很多研究都是基于假设的 OD 矩阵进行数值模拟评价^[1].本文以 2004 年 3 月人工车辆牌照调查的 OD 矩阵为基础,建立了南北高架微观仿真模型(VISSIM),利用线圈检测的流量数据和 AVI 检测的行程时间数据对模型

进行了标定,其中 7 个断面和 9 个 AVI 对的流量和行程时间相对误差均在 15% 以内,可满足实际需求^[7].按照实际的 AVI 布局在 VISSIM 模型中设置“虚拟检测器”模拟实际 AVI 检测参数及精度,利用虚拟 AVI 的检测数据进行 OD 估计并和 VISSIM 中的“真实”OD 做对比,由此解决 OD 估计精度的验证问题.

2.3 OD 估计结果分析

2.3.1 OD 估计精度分析

通过对南北高架仿真模型中“AVI 视频检测器”数据的采集,基于上述提出的类粒子滤波过程得到 OD 估计的结果.图 4 表示的是应用类粒子滤波过程得到的 OD 估计值与真实值之间的绝对差值,图 5 表示的是应用类粒子滤波过程得到的 OD 估计值与真实值之间的相对误差.

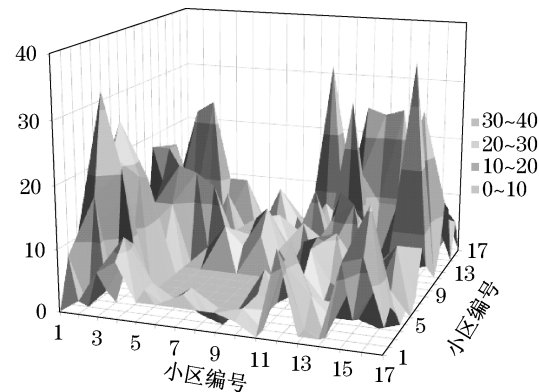


图 4 OD 估计的绝对误差示意图

Fig.4 Absolute error of OD estimation

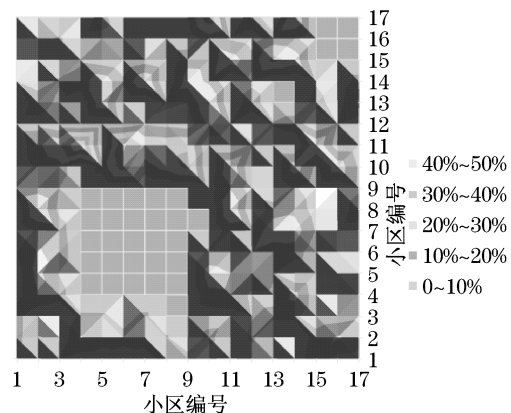


图 5 OD 估计的相对误差示意图

Fig.5 Relative error of OD estimation

从图 4 可以看出,估计的 OD 值与真实的 OD 值之间的绝对误差大部分在 0~20 之内,个别 OD 小区对之间的绝对误差大于 20,如 OD 对中的小区 23—

小区 14,小区 19—小区 17 等,主要原因可能有以下几点:①由于某些 OD 对之间的真实值比较大,并且在交通分配过程中各条路径所分配得到的流量也相对较大,因而在估算过程中,流量偏大的路径被选中的概率会大于流量较小的路径,因此估算的结果会有所偏大;②由于仿真模型带来的少量随机误差,也会对估算结果产生小幅度的偏差;③受 AVI 布局以及覆盖率的影响,OD 估计的精度受到了比较大的限制^[4].

从图 5 可以看出,估计的 OD 值与真实的 OD 值之间的相对误差绝大部分处于 20%以内,并且有个别的 OD 对之间的相对误差处于 40%~50%之间,如 OD 对中的小区 15—小区 5,小区 15—小区 7,其主要原因是由于某些 OD 对的真实值本身就比较小,如小区 15—小区 5 的真实值为 12,估计值为 19,则两者之间的相对误差就为 41.67%.最后通过对总体 OD 估计的平均相对误差进行计算,得到 OD 估计值与 OD 真实值之间的相对误差为 11.09%.

2.3.2 OD 估计误差与仿真误差分析

为了分析仿真误差对 OD 估计精度的影响,在输入同样的 OD 情况下,通过改变随机数种子,实现仿真模型输出结果波动的目的.作者分别进行了 5 次仿真,结果如表 1 所示.从表中看出,尽管仿真的结果在 2.10%~12.40%之间波动,但 OD 估计误差波动均在 10.00%以内.仿真误差并没有显著影响 OD 估计的结果.

表 1 仿真结果与 OD 估计误差对比
Tab.1 Comparison between simulation and theoretic results

仿真次数	平均行程时间波动/%	OD 估计误差波动/%
1	6.02	9.10
2	12.43	0.63
3	8.95	4.23
4	7.44	8.02
5	2.06	7.66
平均	7.38	5.93

3 结论

针对当前 AVI 检测器特别是视频牌照自动识别系统在我国大城市中逐步应用的现实需求,提出了

AVI 环境下基于部分路径信息的 OD 估计方法,并以上海南北高架路网模型进行方法检验.本文主要结论如下:

(1) 根据 AVI 检测参数特点,对不同的 AVI 采集信息进行分类,进一步通过贝叶斯估计的方法可使路径选择概率更加实际,同时通过路径流量的修正可提高路径估计的准确性.

(2) 上海市南北高架案例的计算结果表明,应用本方法,可以得到较高的 OD 估计精度,基本满足动态交通管理的需求.

(3) 由于未能获得真实的 OD 矩阵,OD 估计误差和仿真模型误差可能并存.本文的精度可描述为在南北高架路网仿真模型误差≤15%以及 AVI 设施的覆盖率为 27.3%的前提下,随机获取 90%的 AVI 检测信息,运用本方法,OD 估计的总体平均相对误差为 11.09%.

参考文献:

[1] 常云涛.考虑交通行驶时间的高速公路动态 OD 矩阵估计模型[J].同济大学学报:自然科学版,2009,37(9):1184.
CHANG Yuntao. Dynamic OD matrix estimation model of freeway with consideration of travel time[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2009, 37(9): 1184.

[2] Tsekeris T, Stathopoulos A. Real-time dynamic origin-destination matrix adjustment with simulated and actual link flows in urban networks[J]. Transportation Research Record, 2003, 1857: 117.

[3] Bierlaire M, Crittin F. An efficient algorithm for real-time estimation and prediction of dynamic OD tables[J]. Operation Research, 2004, 52: 116.

[4] Zhou XS, Mahmassani H S. Dynamic Origin-Destination demand estimation using automatic vehicle identification data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 17(1): 105.

[5] Dixon M P, Rilett L R. Real-time OD estimation using automatic vehicle identification and traffic count data [J]. Journal of Computer Aided Civil Infrastructure Engineering, 2002, 17(1): 7-21.

[6] KWON Jaimyoung, VARAIYA Pravin. Real-time estimation of origin-destination matrices with partial trajectories from electronic toll collection tag data[J]. Transportation Research Record, 2005, 1923: 119.

[7] 孙剑, 杨晓光, 刘好德. 微观交通仿真系统参数校正研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(1): 48.
SUN Jian, YANG Xiaoguang, LIU Haode. Study on microscopic traffic simulation model systematic parameter calibration [J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(1): 48.