

# 基于车辆自动识别技术的动态 OD 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:** 根据车辆自动识别 (automatic vehicle identification, AVI) 技术检测的新信息, 提出了利用 AVI 检测信息进行动态 OD (origin-destination) 矩阵估计的新方法. 该方法以粒子滤波算法思想为基础, 引入 AVI 检测的部分路径信息、动态行程时间信息以及检测器可测性判据, 首先通过贝叶斯估计算法对路径缺失的车辆信息进行缺失路径范围确定和选择概率修正; 然后利用蒙特卡洛随机仿真模拟任意车辆对缺失路径的选择, 进而获得基于个体车辆部分路径的初始修复 OD 矩阵; 最后运用 AVI 检测的流量信息校正初始修复 OD 矩阵, 得到最终的 OD 矩阵估计值. 以上海市南北高架快速路网为研究对象, 分析了在不同 AVI 覆盖率和先验精度条件下的动态 OD 估计精度, 结果表明在 60% 及以上的 AVI 覆盖率都能获取相当高的 OD 估计精度; 即使在 50% 覆盖率和 60% 的先验精度条件下运用本方法进行 OD 估计, 其平均相对误差仅为 28.87%. 同时本方法对 OD 先验信息的精度要求较低, 能更好地满足我国目前 OD 基础数据精度不高的现实需求.

**关键词:** 动态 OD 估计; 车辆自动识别; 类粒子滤波算法; 路径; 检测器可测性

**中图分类号:** U491.232

**文献标志码:** A

## A Novel Dynamic OD Estimation Approach 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:** Based on the new information which was detected through automatic vehicle identification (AVI) technology, an approach for dynamic OD estimation by using the AVI information is put forward. Partial trajectory, dynamic travel time and detector measurability were introduced into this approach with a reference to the particle filter. First the selection scope and the probability were reduced and collected by Bayesian estimation. Then the absented trajectory of any

vehicles was determined by Monte Carlo stochastic simulation and the initial corrected OD matrix was obtained by correcting the individual vehicles trajectory. At last, the initial OD matrix was corrected by the path-link flow function based on the AVI volume information. Finally, an analysis was made of the accuracy of dynamic OD estimation on different coverage of AVI and different accuracy of prior information based on the Shanghai North-South expressway. The analysis result shows that the accuracy of OD estimation is high when the coverage is 60% and the relative error is 28.87% in 50% coverage and 60% accuracy of prior information. This approach can be used with low accuracy prior information which can better overcome the defect that the current OD information precision is low in China.

**Key words:** dynamic OD estimation; automatic vehicle identification; quasi-particle filter; vehicle trajectory information; detector measurability

车辆出行 OD (origin-destination) 是交通系统规划、设计及运行管理的核心基础信息. 传统的 OD 矩阵获取方法是进行大规模的车辆出行抽样调查, 为了避开出行调查技术困难、经费巨大及耗时长的问题, 基于交通检测信息的 OD 估计理论一直是研究的热点. 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<sup>[1-3]</sup>.

随着信息检测技术的迅速发展, 交通信息采集技术已经迅速从以环形线圈为代表的“断面型”检测技术向“广域”的车辆自动识别技术 (automatic vehicle identification, AVI) 转变. AVI 技术包括视频牌照自动识别技术、基于高精度 GPS 的车辆定位

技术、路侧信标与车辆通信识别技术等,其核心是可检测车辆 ID(车牌号)、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,国外 Dixon<sup>[4]</sup>等通过扩展卡尔曼滤波模型,同时将交通量和 AVI 之间的行程时间作为观测变量对车辆 OD 进行了估计; Zhou<sup>[5]</sup>在利用非线性最小二乘估计中考虑了行程时间影响; Barcelo<sup>[6]</sup>等通过车载蓝牙信息预测行程时间,并将之引入卡尔曼滤波进行 OD 估计. 国内 Deng<sup>[7]</sup>等通过整合 3S 信息资源进行动态 OD 矩阵的研究;陈大山<sup>[8]</sup>等将神经网络嵌入到卡尔曼滤波中进行动态 OD 矩阵研究. 然而上述方法仍然存在如下问题和挑战:

(1) 对于 AVI 环境下的动态 OD 估计,目前的方法仍然是通过对经典 OD 估计模型进行改进,加入 AVI 检测时间信息来提高 OD 估计精度. 事实上, AVI 检测的路径信息对 OD 估计的精度至关重要.

(2) OD 估计不仅与网络拓扑、路段流量相关,还与先验信息的精度有密切的关系,以往的研究通常都假设已获得可靠的先验信息来推算 OD,未对不同质量的先验信息环境下估计算法的实用性和可靠性进行精细化分析.

(3) 在实际路网中,受投资预算、安装条件、AVI 识别率等多方面的影响, AVI 检测精度和覆盖率都有一定限制. 如何在有限精度/覆盖的检测条件下获得较高精度的动态 OD 矩阵是一个巨大的挑战.

针对上述问题,本文在文献[9]静态 OD 估计的基础上,引入 AVI 检测的部分路径信息、动态行程时间信息以及检测器可测性(measurability)判据,通过改进的粒子滤波算法,从微观的视角对路网中任意车辆的起迄点以及进入路网的时间进行动态估计,然后将路段 AVI 检测流量作为辅助参数校正 OD 估计结果,进而获得较高精度的动态 OD 矩阵.

## 1 动态 OD 估计流程

文献[9]静态 OD 估计的方法是以 AVI 检测的流量和路径信息为基础,基于贝叶斯估计理论修正更新路段-路径流量关系,确定可能路径以及 OD. 若要进行动态的 OD 估计,还需要解决车辆进入路网的时间判断、不同时段动态行程时间以及车辆路径估计问题. 本文的方法是以车辆路径信息、车辆到达时间信息为基础,基于检测器可测性判断依据,通过迭代更新贝叶斯算法来缩小车辆缺失路径搜索范

围,修正可选路径的后验概率;同时在行程时间快速预测方程基础上确定任意车辆的路网进入时间以及所有缺失路径的行驶时间;最后通过蒙特卡洛随机仿真模拟任意车辆的路径选择来实现动态的 OD 估计. 其算法的数学基础是粒子滤波思想,即通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差分布的过程<sup>[10]</sup>.

动态 OD 估计算法描述为如图 1 所示流程,共包含 8 步骤.

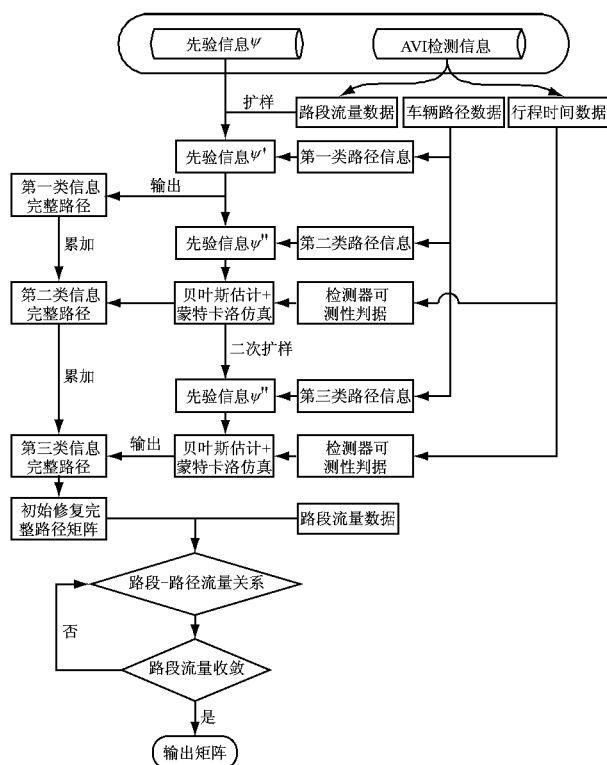


图 1 动态 OD 估计流程图

Fig. 1 Flow chart of dynamic OD estimation

Step1 根据 AVI 采集得到的路径完整程度,将车辆路径信息数据分成以下 3 类:第一类是路径全知型;第二类是路径半知型,包括已知完整路径中的两个或两个以上断面,以及两个断面之间的完整路径;第三类是路径单知型,只知道其出行路径中的某一个断面. 在考虑 AVI 检测精度的基础上,根据估计时段内 AVI 检测的实际捕获的车辆数,将先验信息放样至与实际捕获车辆数相同.

Step2 将第  $h$  时段中获得的第一类信息(路径全知型信息)与 AVI 先验信息  $\psi$  进行联动递减,即将先验信息中的 OD 对流量减去已知完全路径的 OD 信息,获得新的先验信息  $\psi'$ . 当先验信息中的 OD 对流量小于已知的实际路径流量时,先验信息中的 OD

对流量保持为最小流量 1.

Step3 将检测获得的 AVI 信息中的到达时间依据 AVI 检测器布设进行分类划分, 获得任意两个相邻的 AVI 检测器之间的行程时间, 并依据 AVI 间行程时间构建路段-路径行程时间快速预测方程.

Step4 提取第  $h$  时段中 AVI 信息中的第二类路径信息(路径半知型信息), 根据检测器的可测性判断依据和车辆的行程时间估算, 用贝叶斯估计对任意车辆的可能缺失路径进行重判断, 重新确定缺失路径选择范围并修正新选择路径后验选择概率; 最后通过蒙特卡罗随机仿真对单个车辆进行缺失路径的估计, 进而获得完整路径估计数据.

Step5 将第二类信息的路径估计结果进行保存并与 AVI 先验信息  $\psi'$  进行联动递减获得新的 AVI 先验信息  $\psi''$ , 并基于第三类信息(路径单知型信息)的捕获量以及识别误差, 再次进行先验扩样信息, 更新得到先验信息  $\psi'''$ .

Step6 第三类路径信息的处理方法与第二类路径信息的处理相似, 并将此路径信息进行保存.

Step7 将三类信息进行整理累加获得第  $h$  时段估计的初始修复车辆 OD 矩阵.

Step8 将初始修复车辆 OD 矩阵与 AVI 检测器获得的路段流量进行反向校正验算, 在路段流量的允许误差范围内修正初始修复 OD 对流量. 获得最终第  $h$  时段路径 OD 矩阵, 并以此作为  $h+1$  时段 OD 先验矩阵.

### 1.1 贝叶斯估计算法

贝叶斯估计模型可以在基于不完全情报条件下, 对部分未知的状态利用主观概率估计, 然后利用贝叶斯公式对发生概率进行修正, 最后利用期望值和修正概率做出最优决策. 其数学模型可以描述成如下形式:

$$P(H_i/D_h) = \frac{P(H_i) \sum_{k=1}^n P(D_h/H_k)}{\sum_{i=1}^n P(H_i) P(D_h/H_i)} + \vartheta \quad (1)$$

式中:  $D_h$  表示在第  $h$  时段所获得的实测数据;  $H_i$  表示第  $i$  条路径;  $P(H_i/D_h)$  表示在第  $h$  时段, 基于 AVI 数据  $D$  与先验概率后第  $i$  条路径的后验选择概率;  $P(H_i)$  表示在第  $h$  时段, 选择第  $i$  条路径的先验概率;  $\sum P(D_h/H_k)$  表示在第  $h$  时段, 基于 AVI 数据可测性判据对第  $i$  条路径的修正概率;  $\vartheta$  表示在贝叶斯估计中存在的噪声.

其中模型的分母为常量, 因此模型可以简化为

$$P(H_i/D_h) = P(H_i) \sum_{k=1}^n P(D_h/H_k) + \vartheta \quad (2)$$

#### 1.1.1 行程时间快速判断方程

动态的交通出行 OD 矩阵估计中, 车辆行程时间用于描述车辆进入路网和离开路网的时刻. 因此行程时间估计精度将对提高动态 OD 矩阵估计至关重要. 由于 AVI 检测的是 AVI 点对的行程时间, 需要将其转化为路段(路径中的两个节点)行程时间. AVI 点对与路段行程时间转化数学方程可描述为

$$t_{n1-n2} = \frac{T_{AVI1-AVI2}^e}{L_{AVI1-AVI2}} L_{n1-n2} + \beta \quad (3)$$

式中:  $t_{n1-n2}$  表示任意两个 AVI 之间的行程时间;  $T_{AVI1-AVI2}^e$  表示第  $e$  辆车经过任意相邻 AVI 检测器的时间;  $L_{AVI1-AVI2}$  表示任意两个相邻 AVI 检测器之间的距离;  $L_{n1-n2}$  表示两个 AVI 检测器之间所在的两个节点之间的距离;  $\beta$  表示行程时间计算中的随机误差.

利用所有车辆的平均行程时间预测任一车辆的路段行程时间并不合理, 原因在于每个车辆的驾驶行为差异很大, 造成车辆之间的行程时间有较大差别. 因此为了更加合理地描述车辆的行程时间, 本文将估计时段内, 所有通过任意两个 AVI 检测器的车辆按行程时间区间进行分类, 并分别计算各类行程时间的概率, 以  $P(1), P(2), \dots, P(n)$  表示; 再通过随机模拟的方法, 确定任一车辆的行程时间, 即可满足车辆个性化的行程时间计算. 其数学模型描述如下:

$$P_h(\tilde{k}) = \frac{N_h^{\tilde{k}}}{N_h^i} \quad (4)$$

$$T_h^i = T_{ave} + \begin{cases} \Delta\tilde{t} + \alpha & \text{如果 } S < P_h(1) \\ 2\Delta\tilde{t} + \alpha & \text{如果 } S > P_h(1), S < P_h(2) \\ \vdots & \\ (\tilde{k}+1)\Delta\tilde{t} + \alpha & \text{如果 } S > P_h(\tilde{k}), S < P_h(\tilde{k}+1) \end{cases} \quad (5)$$

式(4), (5)中:  $P_h(\tilde{k})$  表示第  $h$  时段内, 通过两个 AVI 检测器的第  $\tilde{k}$  个行程时间区间的选择概率;  $N_h^{\tilde{k}}$  表示第  $h$  时段内, 通过两个 AVI 检测器的第  $\tilde{k}$  个行程时间区间的车辆数;  $N_h^i$  表示第  $h$  时段内, 通过两个 AVI 检测器的车辆总数;  $T_h^i$  表示第  $h$  时段内, 编号为  $j$  的车辆通过两个 AVI 检测器的行程时间;  $T_{ave}$  表示第  $h$  时段内, 根据两个 AVI 检测器检测车辆平均行程时间;  $\Delta\tilde{t}$  表示时间区间长度, 即单位时间长

度; $\alpha$ 表示计算的随机误差; $S$ 表示随机概率数值。

如图2所示,假设编号为 $A_1, A_2, A_3, \dots, A_j$ 的车辆分别经过检测器 $AVI_1$ 和检测器 $AVI_2$ ,并且已知这些车辆到达两点的时间集合 $\theta_1(t_1^1, t_1^2, t_1^3, \dots, t_1^j), \theta_2(t_2^1, t_2^2, t_2^3, \dots, t_2^j)$ 。根据公式 $T^j = t_2^j - t_1^j$ 分别计算任意已知车辆经过两个AVI的行程时间,并依据车辆总数获得车辆平均行程时间 $T_{ave}$ ;将所有车辆的行程时间与平均行程时间进行比较并进行区间分类,得到区间分类集合 $\pi(I_1(\tilde{j}_1), I_2(\tilde{j}_2), \dots, I_r(\tilde{j}_r))$ ,其中 $I_r(\tilde{j}_r)$ 表示第 $r$ 组区间中有 $\tilde{j}$ 辆车,并通过公式(4)计算各组区间的选择概率 $P_k(\tilde{k})$ 。当存在编号为 $A$ 的车辆经过检测器 $AVI_1$ 时,可以通过随机仿真判断其到达 $AVI_2$ 的行程时间,而该数据是检测器可测性判据的重要依据。同时通过公式(3)和公式(5)可以计算车辆 $A$ 在两个AVI或两个AVI间任意两个节点的行程时间,进而判断车辆是否是在本时段内进入路网,这部分信息是动态OD估计中的一个重要参数。

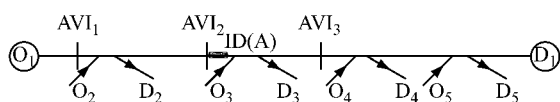


图2 AVI点对以及路段节点对平均行程时间计算示意图

Fig.2 Schematic of calculate average travel time between AVIs and nodes

### 1.1.2 检测器可测性判据

在现实路网中,AVI检测存在如下两个事实:①由于AVI检测器存在车辆捕获误差和识别误差,因此其检测精度有限;②由于资金和安装条件等约束,AVI无法全覆盖。据此提出AVI可测性(measurability)概念,定义为:基于AVI检测信息数据缺失的特点和已检测车辆的动态行程时间信息,分析判断车辆经过某一路径的可能性。

如图2所示,假设估计时段内,已知编号为 $A$ 的车辆通过AVI系统获得其部分路径信息,即车辆 $A$ 通过检测器 $AVI_1$ 和 $AVI_2$ ,并且已知经过两检测点的到达时刻分别为 $T_1$ 和 $T_2$ ,通过式(3)计算得到 $AVI_2$ 至 $AVI_3$ 的行程时间为 $T_{2-3}$ ,并已知车辆 $A$ 的缺失路径概率集合为 $\xi(P(O_1D_3), P(O_1D_4), P(O_1D_5), P(O_1D_6))$ ,根据AVI可测性定义,当车辆 $A$ 有充足时间到达下一个路段检测器 $AVI_3$ ,但车辆 $A$ 的路径信息却不包含检测器 $AVI_3$ 时,存在两种情况:①车辆 $A$ 通过 $AVI_3$ ,但由于检测误差而没有被记录;②车辆没有经过布设 $AVI_3$ 的路段,直接

到达 $D_3$ 。基于以上两种情况,分别提出判别模型如下:

如果 $(T_2 + T_{2-3} < h + \Delta t)$ 则

$$[P(O_1D_4), P(O_1D_5), P(O_1D_6)]\epsilon = [P'(O_1D_4), P'(O_1D_5), P'(O_1D_6)] \quad (6)$$

式中: $\Delta t$ 表示估计时段长度; $P'(O_mD_n)$ 表示修正后的缺失路径的车辆选择概率; $P(O_mD_n)$ 表示初始的缺失路径的车辆选择概率; $\epsilon$ 表示AVI设施的检测误差,包含捕获误差与识别误差。

AVI检测器可测性判据依据对于车辆路径的上游路段是同样适用的,将检测器可测性判据根据行驶路径的下游缺失路径和上游缺失路径分别描述为如下两种形式:

$$\xi_u = \begin{bmatrix} P(1) \\ P(2) \\ \vdots \\ P(u) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (T_i + t_{i-j1} < h + \Delta t)_1 \\ (T_i + t_{i-j2} < h + \Delta t)_2 \\ \vdots \\ (T_i + t_{i-ju} < h + \Delta t)_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(1)\epsilon_{j1} \\ P(2)\epsilon_{j2} \\ \vdots \\ P(u)\epsilon_{ju} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P'(1) \\ P'(2) \\ \vdots \\ P'(u) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\xi_d = \begin{bmatrix} \theta(1) \\ \theta(2) \\ \vdots \\ \theta(u) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (T'_i - t_{k1-i} > h)_1 \\ (T'_i - t_{k2-i} > h)_2 \\ \vdots \\ (T'_i - t_{ku-i} > h)_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(1)\epsilon_{k1} \\ P(2)\epsilon_{k2} \\ \vdots \\ P(u)\epsilon_{ku} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta'(1) \\ \theta'(2) \\ \vdots \\ \theta'(u) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式(7),(8)中: $P(u)$ 表示下游行驶方向中第 $u$ 组缺失路径的先验信息; $\theta(u)$ 表示上游行驶方向中第 $u$ 组缺失路径的先验信息; $\epsilon_{ju}$ 表示在第 $u$ 组缺失路径下游行驶方向,基于 $j$ 组满足可测条件的AVI检测器的可测性修正概率; $\epsilon_{ku}$ 表示在第 $u$ 组缺失路径上游行驶方向,基于 $k$ 组满足可测条件的AVI检测器的可测性修正概率; $T_i$ 表示在车辆 $i$ 最后一次被检测到的时刻; $T'_i$ 表示在车辆 $i$ 第一次被检测到的时刻; $h$ 表示估计时段的开始时刻; $P'(u)$ 表示下游路径中第 $u$ 组路径的后验概率; $\theta'(u)$ 表示上游路径中第 $u$ 组路径的先验概率。

### 1.1.3 贝叶斯路径概率模型

将先验信息矩阵,以及1.1.1节的行程时间快速预测方程,1.1.2节的检测器可测性判据作为先验路径选择概率,贝叶斯车辆路径概率算法模型更新

如下:

$$\begin{bmatrix} P^1(H_1/D_h)' \\ P^2(H_2/D_h)' \\ \vdots \\ P^u(H_u/D_h)' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1(H_1)_h \\ P_2(H_2)_h \\ \vdots \\ P_u(H_u)_h \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} (T_i+t_{i-j1} < h+\Delta t)_1 \Rightarrow \epsilon_{j1} \\ (T_i+t_{i-j2} < h+\Delta t)_2 \Rightarrow \epsilon_{j2} \\ \vdots \\ (T_i+t_{i-ju} < h+\Delta t)_u \Rightarrow \epsilon_{ju} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} (T_i-t_{k1-i} > h)_1 \Rightarrow \epsilon_{k1} \\ (T_i-t_{k2-i} > h)_2 \Rightarrow \epsilon_{k2} \\ \vdots \\ (T_i-t_{ku-i} > h)_u \Rightarrow \epsilon_{ku} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_u \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中:  $P_u(H_u/D_h)'$  表示在第  $h$  时段第  $u$  条缺失路径修正后的路径选择概率;  $P_u(H_u)_h$  表示在第  $h$  时段第  $u$  条缺失路径的先验选择概率;  $\alpha_u$  表示路径选择概率的随机误差。

### 1.2 蒙特卡罗仿真路径选择过程

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。

对任意被 AVI 检测器所检测的车辆,其所有的缺失路径修正概率集合为  $\xi(P_1, P_2, \dots, P_u)$ , 并且根据行程时间快速预测方程计算的各缺失路径起点的出发时间集合为  $\zeta(T_1, T_2, \dots, T_u)$ , 设定

$$W_i = \sum_{i=1}^u P_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, u \quad (10)$$

式中:  $W_i$  表示路径后验概率的累积频率;  $P_i$  表示第  $i$  组路径后验概率。

仍以图 2 为例,通过不断产生随机数的方法,模拟任一车辆可能的选择路径。若随机数  $S$  小于  $W_i$  大于  $W_{i-1}$ , 则说明车辆的路径为第  $i$  条缺失路径。完成路径选择后,相应工作是车辆进入路网时间的确定,根据驾驶员的最后路径选择,判断:

$$\begin{cases} \text{如果}(t_i \leq h) \text{ 则}(i \notin V_h) \\ \text{如果}(t_i > h) \text{ 则}(i \in V_h) \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $V_h$  表示第  $h$  时段内实际进入路网的车辆集合。

### 1.3 路段流量修正

AVI 检测器同样可以获得路段流量数据,路段流量与 OD 对之间存在如下关系:

$$F_i = \sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f_{mn} p_{mn}^i \quad (12)$$

式中:  $F_i$  表示路段  $i$  上的路段流量;  $f_{mn}$  表示从起点  $m$

到终点  $n$  的 OD 量;  $p_{mn}^i$  表示从起点  $m$  到终点  $n$  的 OD 量中选择路径  $i$  的概率。

通过贝叶斯估计和蒙特卡罗随机仿真,可以计算所有被检测车辆的后验路径选择概率,并使车辆作为检测样本粒子拟合后验路径选择概率密度获得后验 OD 矩阵。本文采用动态的随机规划方法,当路段-路径流量相对误差小于 5%, 可视为收敛。其数学过程描述如下:

$$\alpha_1 F_i < \sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f_{mn}^i < \alpha_2 F_i \quad (13)$$

式中:  $\alpha_1$  表示检测误差下限;  $\alpha_2$  表示检测误差上限;  $f_{mn}^i$  表示通过第  $i$  条路径的后验矩阵中的起点为  $m$ , 终点为  $n$  的 OD 对流量。

## 2 案例分析

### 2.1 研究区域及实验平台

2008 年始,上海市开始在快速路系统规划布置视频牌照自动检测设备,本案例以上海市南北高架快速路作为研究对象。在 VISSIM 仿真模型中设置“虚拟检测器”模拟实际视频的检测参数及检测精度,利用虚拟的检测数据进行 OD 估计并和 VISSIM 中的“真实”OD 做比较,由此来解决 OD 估计精度的验证问题<sup>[11]</sup>。

### 2.2 动态 OD 估计结果分析

#### 2.2.1 OD 估计精度分析

基于虚拟的“AVI”检测数据,得到不同估计时段 OD 估计相对误差值,如图 3,4 所示。当 AVI 覆盖率为 60%, 先验 OD 精度为 40% 时,其相对误差仅为 21.8%; 而当 AVI 覆盖率为 80%, 先验精度为 80% 时,相对误差精度提高为 17.3%。另外当覆盖率为 50% 的情况下,动态 OD 估计的精度出现较大的波动,但其平均的动态 OD 估计相对误差为 30.11%; 当 AVI 覆盖率为 50%, 先验精度 60% 时,相对平均误差为 28.87%。文献[8]通过对简化快速路的研究,在仅考虑较高 AVI 覆盖率和高精度的先验信息的前提下,其动态 OD 估计相对误差为 21.04%, 与本文实际路网动态 OD 估计精度相当<sup>[8]</sup>。但当 AVI 覆盖率为 45%, OD 估计精度迅速衰减,其平均相对误差降为 41.9%, 已经较难满足实际需求。主要原因是当覆盖率较低时,主要的 OD 对流量已经不能被检测到。

#### 2.2.2 对先验信息的敏感性分析

以往的研究对先验信息有较大的依赖,而本文

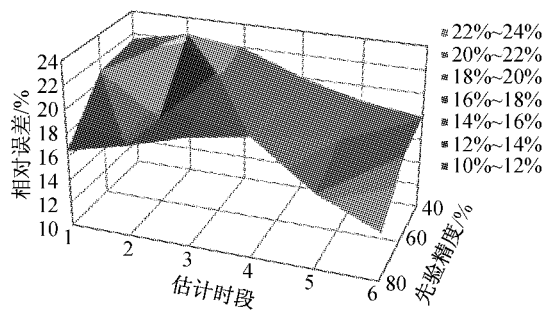


图3 80%覆盖率下相对误差

Fig.3 Relative error in 80% coverage

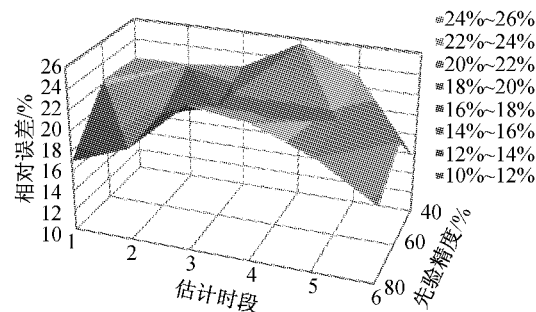


图4 60%覆盖率下相对误差

Fig.4 Relative error in 60% coverage

引入的检测器可测性方法则对先验信息有较强的鲁棒性. 以较低的 AVI 覆盖率(60%)为例,在不同的先验信息精度下,OD 估计精度变化如图 5 所示. 从图 5 可以看出,在任意先验信息精度下,本文方法均能较好地估算动态 OD.

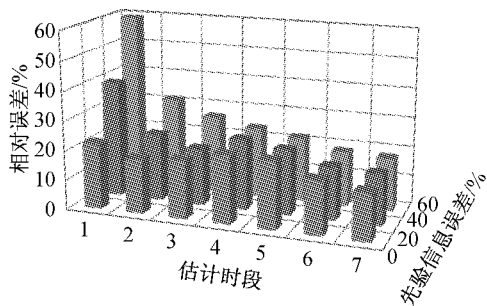


图5 60%覆盖率下相对误差变化

Fig.5 Relative error changes in 60% coverage

### 3 结 论

本文针对当前视频牌照自动识别系统在我国逐步应用的现实需求,提出了基于 AVI 信息的动态 OD 估计新方法,并以上海市南北高架快速路网模型对方法进行检验. 主要结论如下:

(1) 本方法突破了传统方法中仅依赖路段流量

和行程时间作为 OD 估计的主要信息的局限,基于粒子滤波的思想提出了基于路径信息、检测器可测性、路径行程时间的 OD 估计方法. 上海市南北高架的案例表明,当 AVI 覆盖率为 50%,先验精度为 60%时,平均相对误差为 28.87%,仍能基本满足动态交通管理的需求.

(2) 针对 AVI 检测误差和覆盖度所提出的检测器可测性判据,较好地缓解了对先验信息的依赖,可以在随机的先验信息下推算出较高精度的 OD.

(3) 此方法对大规模开放式地面道路网络同样具备适用性. 通过 AVI 信息的采集以及交通分配算法得到路段-路径流量数据库,应用本文所提出的方法,能迅速缩小任意车辆路径选择范围,提高车辆真实路径的选择概率,并可通过 AVI 检测的流量数据对 OD 矩阵再次进行修正,实现快速准确的对大规模开放式路网 OD 进行估计.

(4) 本文提出的方法提供了一种从微观的车辆路径修复角度进行动态 OD 估计的方法. 在进一步的研究中,将重点考虑如何结合本方法优化 AVI 设施的布局方案,在规划层面,指导更科学地布设,从源头上为运营管理中获取高精度动态 OD 提供支撑.

### 参考文献:

- [1] 常云涛. 考虑交通流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 1857, 2003:117.
- [3] Bierlaire M, Crittin F. An efficient algorithm for real-time estimation and prediction of dynamic OD tables [J]. Operation Research. 2004, 52(1):116.
- [4] Dixon P M, Rilett R L. Population origin destination estimation using automatic vehicle identification and volume data [J]. Journal of Transportation Engineering, 2005, 131(2): 75.
- [5] Zhou X S, Mahmassani H S. Dynamic origin-destination demand estimation using automatic vehicle identification data [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 17(1):105.
- [6] Barceló J, Montero L, Marqués L, et al. Carmona, travel time forecasting and dynamic OD estimation in freeways based on bluetooth traffic monitoring [J]. Transportation Research Record 2175, 2010:19.

(下转第 1377 页)