

# 基于车牌识别数据的机动车OD估计模型

李瑞敏<sup>1,2</sup>, 陈熙怡<sup>1,2</sup>, 张睿博<sup>3</sup>

(1.清华大学交通研究所, 北京 100084; 2.清华大学恒隆房地产研究中心, 北京 100084; 3.廊坊市交通警察支队, 河北 廊坊 065000)

**摘要:** 机动车OD矩阵是进行城市道路交通网络分析的核心数据。利用根据车牌识别检测数据分析得到的道路交叉口转向流量以及整体网络中的部分实测机动车OD信息, 使用广义最小二乘模型建立整合部分机动车OD信息的路网全样机动车OD估计模型, 模型中的OD历史值及分配矩阵应用了真实的部分机动车OD信息推导得到。同时为验证检测数据比例的影响等, 使用同一城市两个不同规模的实际道路网络检测数据, 结合S-Paramics仿真平台对模型进行验证。结果显示, 不同的检测比例对OD估计结果有较为明显的影响, 而在较高的检测比例情况下使用转向流量和部分机动车OD信息可以提高路网全样本机动车OD估计的准确性。

**关键词:** 交通工程; 道路交通; 广义最小二乘法; OD估计; 转向流量

OD Estimation Model Based on Automatic Vehicle Identification Data

Li Ruimin<sup>1,2</sup>, Chen Xiyi<sup>1,2</sup>, Zhang Ruibo<sup>3</sup>

(1.Institute of Transportation Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2.Hang Lung Center for Real Estate, Tsinghua University, Beijing 100084,China; 3.Langfang Traffic Management Bureau, Langfang Hebei 065000, China)

**Abstract:** Vehicle OD matrix is a critical channel to understand urban road traffic network. Using the intersection turning volumes achieving from license plate recognition data and partial vehicle OD matrix of the whole network, this paper develops an OD matrix estimation model based on the General Least Squares (GLS). The historical OD matrix and assignment matrix are inferred using the real partial vehicle OD matrix. For purpose of evaluating the impacts of different proportion of measured data input to model, the paper uses S-Paramics simulation system to test two different roadway networks within a same city. The results shows that the proportion of measured data exerts a significant impact on the accuracy of OD estimation superficially, higher proportion of measured data, turning volumes and partial vehicle OD information can improve the accuracy of OD estimation.

**Keywords:** traffic engineering; road traffic; general least squares; OD estimation; turning volumes

收稿日期: 2016-08-23

基金项目: 国家自然科学基金项目“鲁棒优化预测集成化城市交通管控研究”(71361130015), 国家自然科学基金项目“基于实时O-D反推的动态交通网络组合模型与算法”(51578040), 北京市自然科学基金“面向拥堵区域路网的动态反馈主动管控理论与方法”(8162024)

作者简介: 李瑞敏(1979—), 男, 山东莱州人, 博士, 副教授, 主要研究方向: 智能交通控制。

E-mail: lrmin@tsinghua.edu.cn

## 0 引言

实时、全样本机动车OD信息对于交通规划、交通管理等至关重要, 但是其获得却一直非常困难。近几年, 随着手机等数据采集技术的发展, 可以尝试从手机数据、浮动车数据中推估机动车OD信息, 但是利用此类数据受到抽样比例、折算比例等影响, 只能获得一部分机动车的OD, 而难以获得全

样本机动车OD信息, 对于研究道路交通拥堵、实时交通管理贡献有限。

自1980年文献[1]使用路段交通量进行机动车OD矩阵反推(简称OD反推或OD估计)以来, OD估计得到较大发展。但是受现有的交通流检测手段限制, 众多的动态OD估计研究往往利用路段交通量检测数据进行估计, 且估计范围大多数针对单个道路交叉口、单条高速公路路段或者小型路网。

随着交通量采集技术的不断发展, OD估计中使用的基础数据从单一检测器获取的路段流量信息逐渐扩充到多源数据<sup>[2-3]</sup>, 例如交叉口的转向流量<sup>[4-6]</sup>、实测旅行时间<sup>[7-9]</sup>、部分已知OD信息<sup>[10-11]</sup>等。研究范围从仅有一条路径的情况<sup>[7, 11-12]</sup>、假设的简单路网<sup>[13-14]</sup>逐步拓展到真实的道路网络<sup>[15]</sup>, 研究案例逐步接近现实情况, 但研究实例仍存在过于理想化的情况。

在OD估计中, 如果检测器能够将道路交叉口交通流的转向进行区分, 则同样数量的检测断面可以获得比路段断面流量更多的已知量。例如文献[16]实测三个连续交叉口一天的数据, 建立了基于转向流量比和旅行时间进行动态OD估计的方法。结果显示, 考虑转向流量比的所有情况的准确性得到提高, 但是考虑实测旅行时间在一些情况下效果反而下降。然而其所用实例路网较小, 不存在路径选择的问题。其他一些研究<sup>[4, 17]</sup>亦表明使用交叉口转向流量进行OD估计能够提高估计的精度。例如文献[4]使用交叉口转向流量(左、直、右)进行OD估计, 其估计结果更优。但实例中的数据较少, 理想的研究应该能够获得大量的转向流量和路段流量。文献[17]使用交叉口进口道各转向流量进行OD估计能够提高估计的精度, 但是其使用仿真软件计算分配矩阵, 与现实情况存在一定的差距。

近年来日渐发展的自动车辆识别(Automatic Vehicle Identification, AVI)检测数据为机动车OD估计提供了新的数据来源, 通过车牌识别数据或GPS数据, 可以获取所覆盖路段的转向流量、旅行时间<sup>[18]</sup>及路网中实测的部分机动车OD信息等。例如文献[19]提出使用AVI数据和流量数据进行全样本OD的估计, 通过AVI数据得到研究样本的路径选择比例和OD矩阵。该文假设所有出行者具有相同的出行特征, 将样本数据乘以扩样系数后得到全样本估计。通过对比使用和不使用AVI进行OD估计的最终结果准确性发现, 使用AVI数据进行全样本估计能够提高准确性。文献[20]对AVI数据进行研究获得转弯比例, 同时结合路段流量和历史OD, 使用非线性最小二乘模型进行OD估计。该文通过仿真对不同的市场渗透率、检测率和AVI检测器覆盖率进行研究, 结果表明随着市场渗透率、检测率和AVI检测器覆盖率的增加, RMSE在减小。但由于无法获得真实的AVI数据, 文中使用反推的OD作

为真实OD进行仿真。在应用部分实测机动车OD信息方面, 文献[10]将AVI的车辆轨迹信息和路段流量作为基础数据, 使用贴现约束最小二乘模型、贝叶斯估计和卡尔曼滤波模型对路径选择比例进行估计, 结果发现使用多源数据进行估计的准确性比仅使用路段流量要高。文中假设路径选择可以忽略, 这与现实中的情况不相符。

本文使用中国城市中快速发展的在信号控制交叉口安装的车牌识别检测器得到的车辆通过信息(包括车牌、时刻、道路交叉口、车道等数据), 将经过处理后得到的转向流量和部分机动车OD信息作为基础数据, 建立进行全网机动车OD估计的广义最小二乘模型, 结合实例应用S-Paramics进行仿真并对模型的效果进行评价分析。

## 1 OD估计模型

OD估计中的研究方法包括广义最小二乘法(Generalized Least Squares, GLS)<sup>[11, 15]</sup>、卡尔曼滤波模型(Kalman Filter, KF)<sup>[21-22]</sup>及其他一些模型(如决策模型<sup>[23]</sup>)。本文选择广义最小二乘法作为基本方法建立OD估计的模型。

广义最小二乘模型用于OD估计最早出现在1984年<sup>[13]</sup>, 根据最小二乘模型改进得到。通过最小化检测路段交通量和分配路段交通量的偏差以及历史OD矩阵和估计OD矩阵的偏差进行动态OD估计<sup>[11, 14, 23]</sup>。使用广义最小二乘模型进行动态OD估计, 其重点在于目标函数的确定以及分配矩阵的计算。

### 1.1 目标函数的确定

车牌识别系统能够对每个车道的车辆分别检测, 因此在安装有车牌识别检测器的交叉口, 可以得到每个进口道的各转向流量, 故本文在进行机动车OD估计的研究中除使用传统的路段流量作为输入外, 为对比起见, 还将使用车牌识别数据提供的各道路交叉口转向流量作为输入进行机动车OD估计。根据广义最小二乘模型和本文进行机动车OD估计的特点, 参考文献[24]提出的目标函数, 将其中路段流量的偏差变成转向流量的偏差, 即目标函数为最小化转向流量检测值和估计值偏差的平方和以及历史OD值和OD估计值偏差的平方和, 即

$$\min[(Y-\hat{y})^2 + (X-\hat{x})^2], \quad (1)$$

式中： $Y$ 为转向流量检测值，由检测器直接检测得到； $\hat{y}$ 为转向流量估计值，由OD估计过程中分配得到； $X$ 为历史OD值，根据检测到的部分OD矩阵推估得到，见下文分析； $\hat{x}$ 为OD估计值，由OD估计得到。

由检测到的部分机动车OD矩阵估计历史OD矩阵的主要流程如下。记交通小区*i*到*j*检测到的有准确ID(车牌)信息车辆的出行次数为 $T'_{ij}$ ，实际总出行次数为 $T_{ij}$ ，小区*i*有ID信息车辆的检测发生交通量为 $O'_i$ ，小区*j*有ID信息车辆的检测吸引交通量为 $D'_j$ ，那么，有ID信息车辆的检测发生交通量和检测吸引交通量<sup>[19]</sup>分别为

$$O'_i = \sum_{j=1}^{n_{OD}} T'_{ij}, \quad (2)$$

$$D'_j = \sum_{i=1}^{n_{OD}} T'_{ij}, \quad (3)$$

式中： $n_{OD}$ 为交通小区个数。

由于存在车辆漏检和错检等情况，检测设备无法检测到全部车辆的完整轨迹信息，因此样本数据的出行次数 $T'_{ij}$ 和实际总出行次数 $T_{ij}$ 之间的关系可以用渗透率(market penetration rates)<sup>[19]</sup>来描述，即

$$T'_{ij} = T_{ij} S_{ij}, \quad (4)$$

式中： $S_{ij}$ 为渗透率。

全样本OD估计算法需要确定扩样系数，通过将部分机动车OD信息进行扩样，得到全样本OD。已有的全样本OD估计研究大多数采用两种不同的方法计算扩样系数<sup>[19]</sup>：1)单一的全样本OD估计系数，部分OD矩阵数据乘以单一扩样系数后得到全样本OD；2)多样的全样本OD估计系数，不同交通小区的部分OD数据按照各自的属性特点乘以不同的扩样系数得到全样本OD。第一种方法考虑的因素简单、计算方便，但是存在计算结果误差较大的问题；而第二种扩样系数的计算过程复杂、耗时较长，但是由于考虑的因素较为全面，能够更好地获得全样本OD的估计。本文根据使用案例检测数据的特点，将使用多样的全样本OD估计系数的计算方法得到扩样系数。

## 1.2 分配矩阵的确定

在机动车OD估计中，分配矩阵的计算是其中的重要基础。车牌识别数据不仅能够提供经过交叉口检测器的车辆的车牌、时间、所在交叉口编号和车道编号，而且经过数据整理筛选后能够得到同一辆车的行驶轨

迹数据，这些数据显示了该车经过的交叉口以及在交叉口的转弯方向，根据这些信息能够得到车辆的OD信息。

由于目前安装的车牌识别检测器覆盖率有限，且车牌识别的准确性达不到100%，故在实际中只能获得一部分机动车真实的OD信息。已有研究表明，一部分真实的机动车OD信息对于进行机动车OD估计是一种非常有意义的补充。

在本研究中，对一部分真实机动车OD信息的使用主要体现在利用真实的机动车OD信息进行分配矩阵的计算，本文假设检测到真实OD信息的车辆在总体车辆中分布均匀，则检测到真实OD信息的车辆的路径选择比例代表了全部车辆的路径选择比例，从而可以得到基于部分机动车OD信息的分配矩阵。

具体计算思路如下：通过获得部分机动车OD对之间的OD流量，以及根据车牌识别数据获得对应的OD流量所经过的路径，以此为基础进行基于部分机动车OD信息的分配矩阵计算。

记 $O_{OD}^{mp}$ 为起点O到终点D在某道路交叉口选择转弯 $mp$ 的车辆数， $m$ 为路段流量编号(亦为路段编号)， $p$ 为转弯方向，在计算中左转、直行和右转分别取值1, 2, 3。 $x'_{OD}$ 为实际能够检测到部分车辆O到D的OD流量。则起点O到终点D选择转弯 $mp$ 的比例

$$b_{OD}^{mp} = \frac{q_{OD}^{mp}}{x'_{OD}}. \quad (5)$$

根据公式(5)计算得到基于转向流量和已知部分真实机动车OD信息的分配矩阵中所有元素，即

$$B = \begin{pmatrix} b_{11}^{11} & \cdots & b_{11}^{11} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{11}^{mp} & \cdots & b_{OD}^{mp} \end{pmatrix}. \quad (6)$$

与基于路段流量的分配矩阵相比，该分配矩阵中各个元素的上角标含义发生了变化，表示为转向流量的编号。

约束条件为

$$Y = BX, \quad (7)$$

式中： $Y = \begin{pmatrix} y_{11} \\ \vdots \\ y_{mp} \end{pmatrix}$ ， $X = \begin{pmatrix} x_{11} \\ \vdots \\ x_{OD} \end{pmatrix}$ ， $y_{mp}$ 为转弯

$mp$ 的转向流量， $x_{OD}$ 为O到D的全部OD流量。

通过本文建立的模型，整合转向流量及部分机动车OD信息，可以对整个路网的全部机动车OD信息进行估计。

在实际应用中,由于检测器的缺失(即没有在所有交叉口全部布设检测器)、检测准确率等问题,造成利用原始的检测数据进行机动车OD计算中存在道路交叉口缺失、部分路径缺失的问题,需要应用相应的方法进行弥补,在此不再详述。

## 2 实际案例研究

### 2.1 案例研究方法

目前所有的交通流采集技术都无法获得绝对完整准确的城市中全部机动车出行的真实OD,本文基于所能够获得的实测数据的类型和特点,对比分析了三种情形:1)基于转向流量(395个)的OD估计;2)基于检测的全部路段流量(199个)的OD估计;3)基于各转向全部检测的路段流量(77个)的OD估计。三种情形的分配矩阵都使用基于部分机动车OD信息所得到的分配矩阵。

步骤1:使用实测的部分机动车OD信息进行路网全样机动车OD估计,将全样机动车OD估计的结果作为本文OD估计的历史OD矩阵 $X$ 。

步骤2:使用实测的部分机动车OD信息计算分配矩阵 $B$ 。

步骤3.1:将实测的395个转向流量作为模型输入,使用广义最小二乘模型进行OD估计,得到基于转向流量的OD估计结果。

步骤3.2:将实测的199个路段流量作为输入,使用广义最小二乘模型进行OD估计,得到基于路段流量的OD估计结果。

步骤3.3:筛选出包含全部转向流量(即左、直、右转向流量)的77个路段,得到其路段流量。使用广义最小二乘模型进行OD估计,得到基于77个路段流量的OD估计结果。

步骤4:根据实际情况在S-Paramics仿真平台建立路网模型,将步骤3得到的三个不同OD估计结果输入到仿真平台中,得到不同输入下的仿真路段流量。

步骤5:计算包含各转向(即左、直、右转向流量)全部检测的路段流量(77个)的MAPE和RMSE。

MAPE和RMSE计算公式分别为

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - x_i^{\text{sim}}}{x_i} \right|, \quad (8)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum (x_i - x_i^{\text{sim}})^2}{n}}, \quad (9)$$

式中: $x_i$ 为真实检测到的路段流量值; $x_i^{\text{sim}}$

为基于仿真平台估计得到的路段流量值; $n$ 为个数。

为了验证使用部分机动车OD信息得到的分配矩阵在改善OD估计中的效果,本文将其与未使用部分机动车OD信息得到的分配矩阵的结果进行对比。

### 2.2 应用案例

本文将对廊坊市主城区某日全天的车牌识别数据进行处理和研究。根据路网的检测器安装情况,本文对路网中安装检测器的67个交叉口进行编号,将每个交叉口中有检测器的进口道作为小区,共划分了227个路段小区,25 233个OD对。使用S-Paramics仿真平台按照实际路网(车道数和交叉口车道划分等)建立路网模型,将全样本OD的分布矩阵作为OD需求输入到软件中,使用原始数据整理出每个小时的出行量占总量的比例,输入到S-Paramics中,让车辆按照现实情况的比例输出到路网上。仿真后可得到路段流量的仿真数据。通过对原始数据的整理,路网中总共有953个转向流量,其中能检测到的为395个;路网中总共有390个路段流量,其中199个路段上安装有检测器,在安装有检测器的199个路段中,77个路段包含全部转向流量,即左、直、右三个转向,101个路段包含两个转向流量(往往是只有左转和直行流量),21个路段只包含一个转向流量。

同时为对比路段检测率的影响,本文对大小两个路网进行对比分析,大路网如图1所示,小路网则为图1右上角虚线框所覆盖范围,包括6个交叉口。图1中三角形为四个进口道均能检测到左、直、右转向流量的交叉口,圆形为检测转向流量不全的交叉口。

### 2.3 结果分析

由于不是每个路段都能够检测到左、直、右三个转向流量,所以在验证时,选择包含三个转向流量的路段进行对比分析,计算这些转向流量的实测值与估计值之间的MAPE和RMSE。经过筛选,共有77个路段包含三个转向流量。三种不同情形的结果如表1所示,可以得到以下结论:

1)使用上述三种方法所得到的OD估计的精度,以MAPE来衡量,都处于合理范围内<sup>[25]</sup>。

2)使用转向流量估计OD的评价指标略

优于利用路段流量估计的评价指标，但是两者非常接近。

3) 在已知量和未知量的数量方面，检测到的转向流量为395个、路段流量为199个、OD对数量为25 233个，已知量(转向流量和路段流量)与未知量(OD对)的数目比值分别为0.015 7和0.007 9。已知量的数量远远小于未知量，使得不同输入下估计结果相差不大。

4) 在三种情况下，通过使用由检测到的部分已知的机动车OD信息得到的分配矩阵进行OD估计，MAPE和RMSE显示其效果有相应的提升。

为提高未知量与已知量的比值，研究不同检测流量数据量对OD估计结果的影响，使用图1虚线框所覆盖的范围。该小型路网包含6个交叉口，其中4个交叉口设置有检测器，共有260个OD对。此小路网中中共有48个转向流量，其中能检测到36个转向流量；路段流量21个，其中16个路段可以检测到全部或部分流量；10个路段包含三个方向的转向流量。即三种输入数据的情况下，已知量和未知量的比例为13.8%，6.2%，3.8%。

对比表1和表2可知，已知量与未知量数量比值增加后，估计的准确度和稳定性得到提升。在小路网的案例中，OD估计能够得到明显较优的结果。同样可以看到，利用已知的部分机动车OD信息得到的分配矩阵的应用也可以在很大程度上提高估计的精度。

### 3 结语

本文利用转向流量和部分OD信息，使用广义最小二乘模型进行OD估计，同时利用路段流量和部分OD信息估计得到的OD进行对比分析。结果显示，使用转向流量和部分OD信息进行OD估计的准确性得到提高。本文建立的方法适用于所有规模的城市路网，但是对于大型路网而言，在检测器密度不足的情况下，由于已知量的数目远远小于未知量的数目，所以不同输入所得结果的评价指标相差不大，即大型路网当已知量的数目较少时，OD估计的精度不高。但是通过大小路网的对比来看，相对于所需估计的OD对数量，增加已知量的比例能够提高OD估计的精度。

由原始的检测数据推估真实的部分机动车OD矩阵受到检测精度等方面的限制，其

准确性有所欠缺，但是对车辆行驶轨迹的检测为获取机动车OD信息提供了一种新的途径。当前各个城市正在大规模建设相应的检

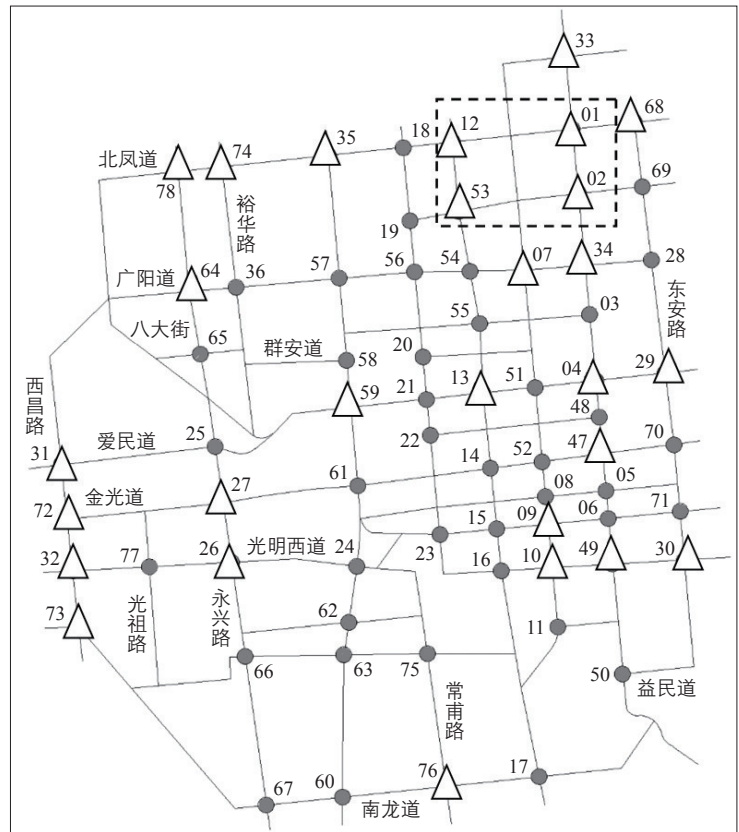


图1 实际路网示意

Fig.1 Roadway network

表1 大路网三种情况的MAPE和RMSE对比

Tab.1 Comparison on MAPE and RMSE of 3 scenarios in a large roadway network

评价指标	OD估计的输入数据		
	395个转向流量	199个路段流量	77个路段流量
MAPE(本文) <sup>1)</sup>	0.335 3	0.336 6	0.337 0
MAPE(对比) <sup>2)</sup>	0.338 3	0.338 6	0.340 1
RMSE(本文) <sup>1)</sup>	3 872.8	3 892.4	3 904.3
RMSE(对比) <sup>2)</sup>	3 911.5	3 907.6	3 919.2

注：1)本文提出的基于部分已知机动车OD信息得到的分配矩阵；2)通常使用最短路径算法计算得到的分配矩阵。

表2 小路网三种情况的MAPE和RMSE对比

Tab.2 Comparison on MAPE and RMSE of 3 scenarios in a small roadway network

评价指标	OD估计的输入数据		
	36个转向流量	16个路段流量	10个路段流量
MAPE(本文)	0.228 7	0.259 7	0.305 5
MAPE(对比)	0.292 8	0.311 2	0.324 2
RMSE(本文)	2 484.5	2 412.7	2 790.7
RMSE(对比)	2 778.4	2 907.6	2 923.7

测系统,利用本文的方法,基于海量的检测数据进行OD估计,可以为传统的交通规划需求分析提供重要的补充,亦是交通大数据在交通规划领域的应用情景之一。

参考文献:

References:

- [1] Zuyleen H J V, Willumsen L G. The Most Likely Trip Matrix Estimated from Traffic Counts [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 1980, 14(3): 281-293.
- [2] Iqbal Md Shahadat, Choudhury Charisma F, Wang Pu, et al. Development of Origin-Destination Matrices Using Mobile Phone Call Data [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2014, 40: 63-74.
- [3] Barcelo J, Montero L, Bullejos M, et al. A Kalman Filter Approach for Exploiting Bluetooth Traffic Data when Estimating Time-Dependent OD Matrices[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2013, 17(S2): 123-141.
- [4] Alibabai H, Mahmassani H S. Dynamic Origin-Destination Demand Estimation Using Turning Movement Counts[J]. *Transportation Research Record*, 2008(2085): 39-48.
- [5] 何兆成, 余志. 城市道路网络动态OD估计模型[J]. *交通运输工程学报*, 2005(2): 94-98.  
He Zhaocheng, Yu Zhi. Dynamic OD Estimation Model of Urban Network[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2005 (2): 94-98.
- [6] 蒋云. 基于路段转向流量的OD估计算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2015.  
Jiang Yun. Study of OD Estimation Based on Turning Traffic Flow[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2015.
- [7] 林勇, 蔡远利, 黄永宣. 基于广义最小二乘模型的动态交通OD矩阵估计[J]. *系统工程理论与实践*, 2004(1): 136-140+144.  
Lin Yong, Cai Yuanli, Huang Yongxuan. GLS Model Based Dynamic Origin-Destination Matrix Estimation for Traffic Systems[J]. *Systems Engineering- Theory & Practice*, 2004 (1): 136-140+144.
- [8] Lin P W, Chang G L. A Generalized Model and Solution Algorithm for Estimation of the Dynamic Freeway Origin-Destination Matrix [J]. *Transportation Research Part B- Methodological*, 2007, 41(5): 554-572.
- [9] Hu S, Chen C. Dynamic Estimation of Freeway Origin-Destination Demand and Travel Time Using Extended Kalman Filtering Algorithm, 2004.
- [10] Zijpp N V D. Dynamic OD-Matrix Estimation from Traffic Counts and Automated Vehicle Identification Data[J]. *Transportation Research Record*, 1997, 1607: 1-18.
- [11] 杨小宝, 王新伟, 张宁. 基于ATIS下的OD矩阵估计[J]. *公路交通科技*, 2007(9): 100-103+108.  
Yang Xiaobao, Wang Xinwei, Zhang Ning. Estimation of OD Matrix Based on Information from ATIS[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2007(9): 100-103+108.
- [12] Asakura Y, Hato E, Kashiwadani M. Origin-Destination Matrices Estimation Model Using Automatic Vehicle Identification Data and Its Application to the Han-Shin Expressway Network[J]. *Transportation*, 2000, 27 (4): 419-438.
- [13] Cascetta E. Estimation of Trip Matrices from Traffic Counts and Survey Data: A Generalized Least-Squares Estimator[J]. *Transportation Research Part B-Methodological*, 1984, 18(4/5): 289-299.
- [14] Tan Guozhen, Liu Lidong, Wang Fan, et al. Dynamic OD Estimation Using Automatic Vehicle Location Information[C]//*Information Technology and Artificial Intelligence Conference, Chongqing, August 7-11, 2011*.
- [15] 李树彬. 城市交通系统运行状态评估及控制策略研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.  
Li Shubin. Research on the Run State Evaluation of Urban Transportation System and Control Strategies[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.
- [16] Mishalani R G, Coifman B, Gopalakrishna D. Evaluating Real Time Origin Destination Flow Estimation Using Remote Sensing-Based Surveillance Data[C]//*The 7th International Conference on the Applications of Advanced Technology in Transportation, Cambridge, August 5-7, 2002*.

(下转第50页)