

# 面向城市交通网络的一种新型动态路径寻优方法

曹政才<sup>1</sup>, 韩丁富<sup>1</sup>, 王永吉<sup>2</sup>

(1. 北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029; 2. 中国科学院计算机科学国家重点实验室, 北京 100080)

**摘 要:** 针对静态路径寻优方法中没有考虑到交通流随时间变化的问题, 本文提出一种基于交通流量预测的路径寻优方法. 首先, 从实际交通路网本身的特点和人类对路网的认识出发, 构建以“道路”为基本元素的新型路网模型; 其次, 采用基于单变量时间序列的预测方法对路网上各路段未来一段时间内的道路交通流量进行预测, 并根据预测结果估计出行者在未来时段各路段上的交通代价; 再次, 通过估计的交通代价把车辆从起点到该路段时间内的道路交通变化状况融入改进 A\* 算法的路径搜索过程, 从而建立一种高效的动态改进 A\* 路径搜索算法; 最后, 实例表明预测交通流量与实际交通流量具有很好的拟合度, 路径搜索结果能够对出行者起到诱导作用, 提高出行者行驶效率.

**关键词:** 交通流预测; 路径搜索算法; 路网模型

**中图分类号:** TP302.7

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2012) 10-2062-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.10.026

## A Novel Dynamic Path Optimization Method for Urban Traffic Networks

CAO Zheng-cai<sup>1</sup>, HAN Ding-fu<sup>1</sup>, WANG Yong-ji<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;

2. State Key Laboratory of Computer Science, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that traffic flow varying with the departure time has not been taken into account in static path optimization method, a path optimization method based on traffic flow prediction is proposed. First of all, a novel road-based model, based on the characteristics of traffic network and the human's understanding to the road traffic network, is constructed. Then, a prediction method based on single time series is adopted to obtain the future information of traffic flow of road sections, and transportation cost of travelers for each section is estimated by the forecast result. Next, the change of road traffic situation during the traveling from the origin to the destination is integrated into path search process of improved A\* algorithm by the estimated transportation cost, thus a high efficient dynamic improved A\* algorithm for path optimization is obtained. Finally, the path-search examples show that the predicted traffic flow and measured traffic flow can march well, thus the path searching result can guide travelers to improve their driving efficiency.

**Key words:** traffic flow prediction; path searching algorithm; road network model

## 1 引言

随着城市化的加速发展, 城市交通问题也显得越来越突出, 如何根据交通流的动态特征进行交通管理, 利用交通流诱导和信号控制为手段, 从时间上、空间上均衡交通网络流量, 实现交通管理手段的时空互补和交通管理系统的资源整合, 将是提高城市交通管理水平, 解决大城市交通拥堵问题的有效途径.

目前, 国内外研究者在该领域内取得大量的研究成果. 在交通流预测方法方面, 有很多研究者把其他领域

应用成熟的预测模型用于交通流预测领域, 如非参数回归模型<sup>[1]</sup>、卡尔曼滤波预测模型<sup>[2]</sup>、神经网络模型<sup>[3]</sup>、多变量状态空间模型<sup>[4]</sup>等. 随着研究的逐渐深入, 出现一批复杂的、精度较高的时间序列预测方法, 如孙湘海<sup>[5]</sup>等针对城市道路短期交通流复杂的非线性特征, 提出一种二制度自我激励阈值自回归模型, 该模型能够很好地表明不同交通流条件状态下短期交通流的动态特征, 提高城市道路短期交通流预测的精确度. 陈岳明<sup>[6]</sup>等采用基于跳转的 ARIMA 模型来研究交通流的变化规律, 为描述路网的交通流状态, 并引入路口转弯比例矩阵. 在

路径搜索算法方面,如文献[7]提出最短路稳定性的概念,为解决实际路网中路段弧权值会发生变化的问题,给出一种新的变权网络最短路算法.文献[8]提出基于单线单向道路网络的最优路径算法,并证明在单线单向道路网络中, $A^*$ 及 Diskstra 算法可以不加修改直接用于计算真实路网的最优路径.尽管研究者在交通流预测这一领域做了大量的工作,并取得显著的研究成果,但在同交通协调调度方法配合制定正确的交通控制和诱导措施方面,仍然有很多问题亟待解决.

本文根据交通流本身所具有的相似性和趋势性,利用时间序列的理论和方法分析交通流数据,建立一种基于单变量时间序列的交通流预测方法,为提高其预测精度,并采用卡尔曼滤波对交通流数据进行消噪处理,在此基础上,利用改进  $A^*$  算法进行路径搜索,构建一种基于交通流量预测的动态路径寻优方法,并通过路径搜索实例证明其在实际中具有较高实用价值.

## 2 路网模型

RBM 的建模思想是以道路作为建模的基本元素,把大量路段上的交通信息保存在道路上,减少数据存储冗余,提高网络查询效率.

RBM 定义如下:

$$\begin{cases} R_m = (R, I) \\ R = \{R = R_i, i = 1, \dots, m\} \\ I = \{I = I_i, i = 1, \dots, n\} \end{cases} \quad (1)$$

$R_m$  表示道路网络; $R$  表示路网中道路组成的集合,其元素为每条道路信息的集合; $I$  表示道路关系组成的集合,其元素为两条道路关系信息的集合.

①  $R = \{R | R = R_i, i = 1, \dots, m\}$ ,  $m$  为道路总条数,  $R_i$  中包括道路的基本属性信息和交通信息集合,基本信息如道路名称、道路长度、道路等级、道路通行能力等;交通信息包括静态道路交通信息和动态道路交通信息.

②  $I = \{I | I = I_i, i = 1, \dots, n\}$ ,  $n$  为道路发生的总关系系数,  $I_i$  中包括道路关系的空间位置信息集合、两条道路发生道路关系的次数以及两条道路相交处的交通信息等.

## 3 交通流量预测方法及路径搜索算法

### 3.1 交通流量预测方法

由于现在的交通流发展过程和状况可能同过去某个阶段内的交通流发展过程和状况类似,某路段在某几个时间序列内的交通流具有一定的相似性和趋势性,所以可以利用本路段历史流量数据预测该路段的交通流量.

本文给出交通流预测流程如图 1,分为三步<sup>[9]</sup>:

(1)根据交通流时间序列的相似性,对所需要预测的路段  $l$  和时段  $T$  给出一个基底预测,并采用对应时间段的历史数据平均值作为基底预测.

(2)然后根据交通流时间序列的趋势性,利用  $T$  时段前后几个时期内的交通流量数据预测未来一天  $T$  时段的交通流量,即 24 小时预测.

(3)再利用前一段时间内的交通流量对 24 小时预测进行更新,得到短期预测.

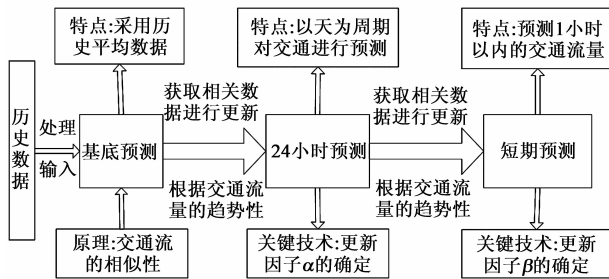


图1 交通流量预测步骤示意图

### 3.1.1 基底预测

基底预测是根据交通流量在不同时段内变化规律的相似性,利用过去时段内交通流量数据来粗略预测未来一个时段内的交通量,可以利用其平均值作为基底预测交通量,即在第  $d$  天、路段  $l$ 、时段  $t$  内的基底预测为<sup>[10]</sup>

$$q_{dl}^{base} = \frac{\sum_{d' \in D} q_{dl}^{obs}}{n_D} \quad (2)$$

$q_{dl}^{obs}$  是在第  $d$  天、路段  $l$ 、时段  $t$  内的观测交通量; $n_D$  为数据集  $D$  中包含的个数.

### 3.1.2 24 小时预测

所谓 24 小时预测是在基底预测的基础上,利用交通流量观测值更新(更新因子为  $\alpha$ )对应时段的交通流量,第  $d+1$  天、路段  $l$ 、时段  $t$  内的 24 小时预测为

$$q_{d+1l}^{24} = q_{d+1l}^{base} \cdot \alpha \quad (3)$$

$$\alpha = \left( \frac{\sum_{t'=t-s}^{t+s} q_{dl}^{obs}}{\sum_{t'=t-s}^{t+s} q_{dl}^{base}} \right)^p \quad (4)$$

$q_{d+1l}^{base}$  第  $d$  天、路段  $l$ 、时段  $t$  内的基底预测交通量,  $\sum_{t'=t-s}^{t+s} q_{dl}^{obs}$  为  $[t-s, t+s]$  内的观测交通量总和,  $\sum_{t'=t-s}^{t+s} q_{dl}^{base}$  为  $[t-s, t+s]$  内的基底预测交通量总和; $p$  表示连续两天交通流量的相关程度,在 0 到 1 之间:

①  $p = 0$ ;说明连续两天交通流量的变化趋势不相关,将不能利用基底预测更新 24 小时预测.

②  $p = 1$ ;说明连续两天交通流量的变化趋势完全

相关,24 小时预测等于基底预测与交通流量观测值总和和基底预测流量总和的比值直接相乘。

为限制噪声的干扰,2s 时间跨度不少于 1 小时。

### 3.1.3 短期预测

短期预测等于 24 小时预测乘上一个更新因子  $\beta$ , 第  $d$  天、路段  $l$ 、时间段  $t + T$  的短期预测为

$$q_{dl,t+T}^{st} = q_{dl,t+T}^{24} \cdot \beta \quad (5)$$

$$\beta = \left( \frac{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl,t'}^{obs}}{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl,t'}^{24}} \right)^{h(T)} \quad (6)$$

$q_{dl,t+T}^{24}$  为第  $d$  天、路段  $l$ 、时段  $t + T$  内的 24 小时预测交通量,  $\sum_{t'=t-r}^t q_{dl,t'}^{obs}$  为从  $t - r$  时段到当前时段  $t$  内的观测交通量总和,  $\sum_{t'=t-r}^t q_{dl,t'}^{24}$  为从  $t - r$  时段到当前时段  $t$  内的 24 小时预测交通量总和,  $h(T)$  表示连续几个时段内交通量变化趋势的相关程度, 因为随着预测时间长度的增加, 相关性将减小,  $h(T)$  随着  $T$  增大而减小, 当  $h(T) = 0$  时, 短期预测将不能被更新。

这种短期预测方法的问题是观测值中包含影响预测结果的噪声, 虽然通过增大  $r$ , 可能减少噪声, 但当  $r$  过大, 历史数据和预测交通流量的相关性将降低, 这导致短期预测质量变差。为处理这个问题, 利用卡尔曼滤波器对噪声进行滤波, 其步骤分为:

(1) 在第  $d$  天、路段  $l$ 、时间  $t$  内的观测值为<sup>[11]</sup>

$$q_{dl,t}^{obs} = q_{dl,t} + \nu_{dl,t} = q_{dl,t}^{pred} + \epsilon_{dl,t} + \nu_{dl,t} \quad (7)$$

$q_{dl,t}$  为实际交通量,  $q_{dl,t}^{pred}$  为预测交通量,  $\epsilon_{dl,t}$  为系统变差,  $\nu_{dl,t}$  为噪声。

(2) 利用 24 小时预测的变化来获得卡尔曼滤波的下一步估计值, 即:

$$q_{dl,t}^{est} = q_{dl,t-1}^{kal} + (q_{dl,t}^{24} - q_{dl,t-1}^{24}) \quad (8)$$

$q_{dl,t-1}^{kal}$  是卡尔曼滤波的最优估计交通量, 它是最接近真实的, 因该系统就交通流量一个变量, 没有协方差, 所以只需估计噪声和模型的方差。

(3) 模型方差为

$$Q_{dl,t} = (c' q_{dl,t}^{24})^2 + (q_{dl,t-1}^{24} + q_{dl,t}^{24}) / N_D \quad (9)$$

其中  $c'$  系统误差系数, 其确定方法见文献[9]。

(4) 由于  $q_{dl,t}^{24} + \nu_{dl,t}$  服从泊松分布, 其观测噪声方差为

$$R_{dl,t} = q_{dl,t}^{24} \quad (10)$$

(5) 卡尔曼滤波最优估计流量为

$$q_{dl,t+1}^{kal} = q_{dl,t}^{est} + K_{dl,t+1} (q_{dl,t}^{obs} - q_{dl,t}^{est}) \quad (11)$$

其中

$$\begin{cases} P_{dl,t}^{est} = P_{dl,t}^{kal} + Q_{dl,t} \\ K_{dl,t+1} = P_{dl,t}^{est} / (P_{dl,t}^{est} + R_{dl,t}) \\ P_{dl,t+1}^{kal} = (1 - K_{dl,t+1}) P_{dl,t}^{est} \end{cases} \quad (12)$$

经过卡尔曼滤波后, 短期预测可表示为

$$q_{dl,t+T}^{st} = q_{dl,t+T}^{24} \cdot \left( \frac{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl,t'}^{kal}}{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl,t'}^{24}} \right)^{h(T)} \quad (13)$$

同式(5)、(6)比较,  $q_{dl,t}^{kal}$  替代  $q_{dl,t}^{obs}$ 。

### 3.1.4 预测方法的评价

预测方法是借助训练好的系统对下一时段的交通流状态进行在线预测, 只有高精度的预测方法才能对出行者起到正确诱导作用。为评价该预测方法的性能, 使用相对误差作为预测性能指标<sup>[12]</sup>:

$$\sigma = \left| \frac{y(t) - x(t)}{x(t)} \right| \times 100\% \quad (14)$$

其中  $y(t)$  为预测交通量,  $x(t)$  为实际交通量。

## 3.2 路径搜索方法

### 3.2.1 道路拥堵程度的确定

通过一条道路的交通代价跟道路拥堵程度有关, 为此先对道路拥堵程度进行定义, 采用道路饱和度作为定义道路是否拥堵的指标, 即

$$\rho_l = \begin{cases} Q_l / C_l, & Q_l > C_l \\ 1, & Q_l \leq C_l \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $Q_l$  为第  $l$  条道路上的车辆数,  $l$  表示道路路段的编号;  $C_l$  为道路  $l$  的拥堵容限(常数), 表示在第  $i$  条道路上车辆拥堵与畅通的分界线; 当  $Q_l$  越大, 则第  $l$  条道路越拥堵。

### 3.2.2 改进 A\* 路径搜索算法

利用交通预测流量对出行者实现交通诱导的原理: 在路径搜索过程中, 根据交通状态预测模型预测出未来道路路段的交通状况, 采用预测后的道路交通状况进行加权计算出行者的交通代价, 从而将车辆从起点时刻到该路段时间内的道路变化状况融入搜索过程, 使出行者获得真实最优路径。

利用 A\* 算法作为路径搜索方法, 由于采用基于道路的思想对路网构建模型, 其中的道路节点不再是传统意义上的节点, 而具有一定的长度, 所以同一道路节点的不同换路口处 A\* 算法启发信息的估价值没有可比性, 需要改进启发信息估价值的计算方法, 具体为: 对道路节点实施更新时, 考虑该道路不同换路口之间的各种代价。改进后的 A\* 算法从当前节点考察下一个节点的估价函数:

$$\begin{cases} f(i) = g(i) + h'(i) \\ h'(i) = h(i) + L \end{cases} \quad (16)$$

其中  $f(i)$  是节点  $i$  的总估价;  $h'(i)$  为改进后的启发信息估价值;  $h(i)$  是从  $i$  到目标节点最佳路径的估计代价;  $L$  表示同一道路不同换路口之间的距离所引起的各种代价加权之和;  $g(i)$  是对道路交通流量预测后从初始节点到  $i$  节点的行驶代价, 其可表示:

$$g(i) = \sum_{l=1}^{l=i} (z(l) + s(l)) \quad (17)$$

$$z(l) = \rho_l \cdot q_{dl+T}^s \cdot \omega_l \quad (18)$$

其中  $\rho_l$  第  $l$  条道路路段的拥堵系数,  $q_{dl+T}^s$  为第  $l$  条道路路段的预测流量,  $\omega_l$  为第  $l$  条道路路段的代价加权,  $s(l)$  表示当前节点  $l$  到下一节点  $l+1$  的各种加权代价总和, 计算方法为:

$$s(l) = \sum_{k=1}^n \omega_k M_k \quad (19)$$

$M_k$  表示第  $k$  种阻抗的代价, 包括距离代价、转弯代价或换路代价、车辆制动损失代价和十字路口红绿灯代价等,  $\omega_k$  表示其加权值。

由式(13)和式(15)代入(18)得

$$z(l) = \begin{cases} \frac{Q_l}{C_l} \cdot q_{dl+T}^{24} \cdot T \cdot \left( \frac{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl+T}^{kal}}{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl+T}^{24}} \right)^{h(T)} \cdot \omega_l, & Q_l > C_l \\ q_{dl+T}^{24} \cdot \left( \frac{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl+T}^{kal}}{\sum_{t'=t-r}^t q_{dl+T}^{24}} \right)^{h(T)} \cdot \omega_l, & Q_l \leq C_l \end{cases} \quad (20)$$

基于交通流量预测的改进 A\* 路径搜索流程图如图 2 所示。

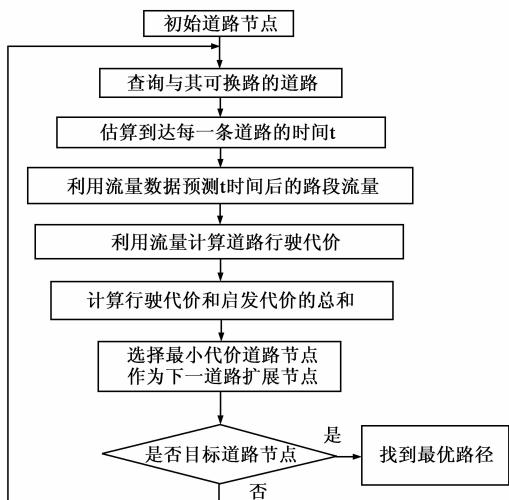


图2 基于交通流量预测的改进A\*路径搜索流程图

具体实现步骤:

步骤 1 初始化起始道路节点;

步骤 2 查询与其可以实现换路的道路节点;

步骤 3 估算起点到每条道路的时间  $T$ ;

步骤 4 预测  $T$  时间后路段流量;

步骤 5 计算拥堵程度和其对应的行驶代价;

步骤 6 计算行驶代价和启发代价总和;

步骤 7 取最小代价道路节点为下一扩展节点;

步骤 8 判断该道路节点是否是目标节点, 是, 转步骤 9; 否, 转步骤 2;

步骤 9 输出最优路径。

### 4 路径搜索实例

实验的硬件平台: 机器主频 2.93GHz, 内存 2.00GB, 并采用 Access 数据库存放路网交通信息数据, 利用 MapInfo 构建路网空间模型, 使用 VB 语言编写路径搜索算法。采用北京市五环以内的交通路网作为搜索实例, 该区域是北京交通最容易出现拥堵的地区, 具有较好的代表性。

(1) 交通流预测模型精度验证, 利用在某一路段上的交通流模拟数据作为实验数据来验证预测模型精确性, 图 3 显示短期预测交通流量和模拟交通流量的比较图, 图 4 显示短期预测结果的相对误差关系图。从图 3 和图 4 可以看出, 预测交通流量与模拟交通流量具有较高的拟合度, 尽管存在一定误差, 但在其误差范围内该方法可以用于路网交通流预测。

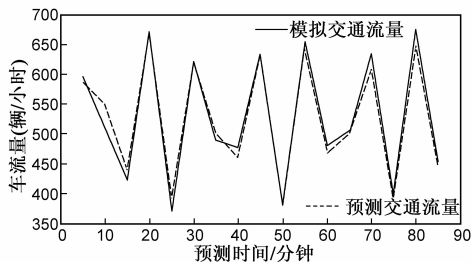


图3 短期交通流量预测与模拟交通流量的比较图

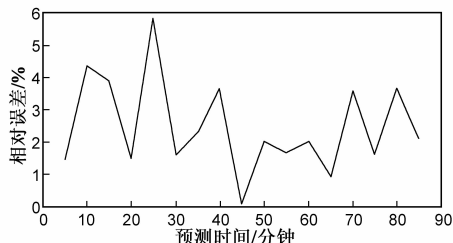


图4 短期预测相对误差σ曲线图

(2) 路径搜索实例, 为使道路搜索具有实际意义, 所选取两地之间应有多条可达路径, 本文选取从北京西站到中日友好医院作为搜索实例, 图 5 显示加入交通流量预测和不加入交通流量预测的搜索最优路径结果比较。

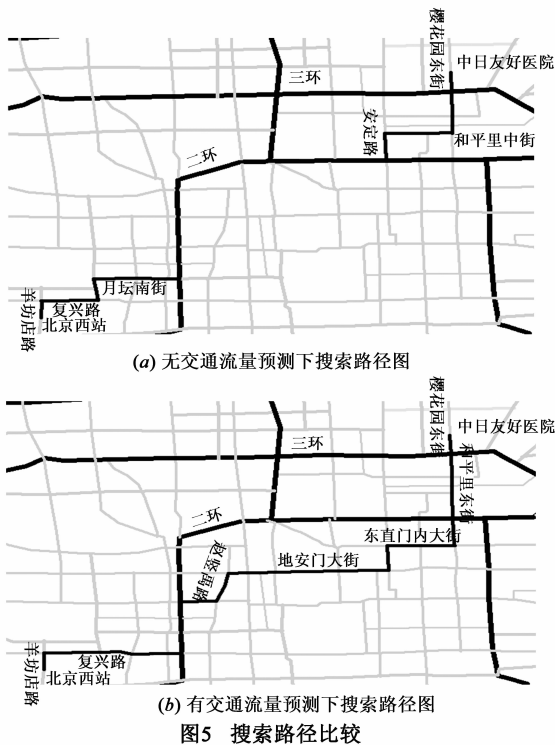


图5 搜索路径比较

由图5看出,不考虑交通流量变化的情况下,搜索路径为图5(a)所示,考虑交通流量变化时,从出发点行驶一段时间后,北二环和西二环北路将发生拥堵,然而在出发前对其道路上的交通流量进行预测,所以可提前避开这样的路段(如图5(b)),减少不必要的行驶损失;由表1看出,不考虑交通拥堵程度,行程时间为32.76分钟,而实际道路不可能一直处在顺畅状态,所以在实际情况下,图5(a)路线实际行程时间为47.21分钟,在加入交通流量预测后,得到最优行程时间为38.82分钟。

表1 不同情况下搜索路径行程时间对比

组号	情况(假定车速 30km/h)	行程时间/分钟
1	无交通流量预测(图5(a)路线)	32.76
2	实际情况下(考虑拥堵情况,图5(a)路线)	47.21
3	有交通流量预测(图5(b)路线)	38.82

## 5 结论

针对静态路径搜索算法没有考虑实际交通流会随时间变化的问题,利用单变量时间序列交通流预测方法对道路交通流进行预测,在建立以道路为基本元素的路网模型基础上,结合改进A\*算法,构建一种基于交通流量预测的快速动态路径寻优方法.实例证明预测方法的精确性和路径搜索方法的有效性,其路径搜索方法能影响用户的路径选择,对缓解整个交通网络的拥堵状况起到重要作用。

## 参考文献

- [1] B L Smith, B M Williams, M Keith Oswald. Comparison of parametric and nonparametric models for traffic flow forecasting[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2003, 10(4): 303 - 321.
- [2] 杨兆升, 朱中. 基于卡尔曼滤波理论的交通流量实时预测模型[J]. *中国公路学报*, 1999, 12(3): 63 - 67.  
Z S Yang, Z Zhu. A real-time traffic volume prediction model based on the kalman filtering theory[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 1999, 12(3): 63 - 67. (in Chinese)
- [3] 马君, 刘小冬, 孟颖. 基于神经网络的城市交通流预测研究[J]. *电子学报*, 2009, 37(5): 1092 - 1094.  
J Ma, X D Li, Y Meng. Research of urban traffic flow forecasting based on neural network[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 92 - 94. (in Chinese)
- [4] A Stathopoulos, G M Karlaftis. A multivariate state space approach for urban traffic flow modeling and prediction [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2003, 11(2): 121 - 135.
- [5] 孙湘海, 刘潭秋. 基于非线性时间序列模型的城市道路短期交通流预测研究[J]. *土木工程学报*, 2008, 41(1): 104 - 109.  
X H Sun, T Q Liu. A study on urban short-term traffic flow forecasting based on a nonlinear time series model[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2008, 41(1): 104 - 109. (in Chinese)
- [6] 陈岳明, 萧德云. 基于跳转模型的路网交通流预测[J]. *控制与决策*, 2009, 24(8): 1177 - 1180.  
Y M Chen, D Y Xiao. Traffic network flow forecasting based on switching model[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(8): 1177 - 1180. (in Chinese)
- [7] 林澜, 闫春钢, 辛肖刚等. 基于稳定分支的变权网络最优路径算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(7): 1222 - 1225.  
L Lin, C G Yan, X G Xin, et al. Optimal path algorithm in varying-weight networks based on stable branch [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(7): 1222 - 1225. (in Chinese)
- [8] X G Zhang, Q Wang, F X Gong. Optimal path finding algorithms based on SLSD road network model [J]. *Journal of Southeast University (English Edition)*, 2009, 26(4): 558 - 562.
- [9] T Thomas, W Weijermars, E V Berkum. Predictions of urban volumes in single time series[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(1): 71 - 80.
- [10] T Thomas, W Weijermars, E V Berkum. Variations in urban traffic volumes[J]. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 2008, 8(3): 251 - 263.
- [11] M Davarynejad, Y B Wang, J Vrancken, et al. Multi-phase time series models for motorway flow forecasting [A]. *The*

proceedings-14th international IEEE conference on intelligent transportation systems [C]. Wahington: IEEE, 2011. 2033 – 2038.

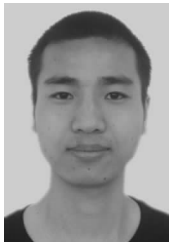
- [12] 沈国江,王啸虎,孔祥杰.短时交通流量智能组合预测模型及应用[J].系统工程理论与实践,2011,31(3):561 – 568.

G J Shen, X H Wang, X J Kong. Short-term traffic volume intelligent hybrid forecasting model and its application [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2011, 31(3): 561 – 568. (in Chinese)

#### 作者简介



**曹政才** 男,博士,教授,主要研究方向:复杂系统建模、优化与控制.  
E-mail: giftzc@163.com



**韩丁富** 男,硕士生,主要研究方向:复杂路网模型建模、路径搜索算法.  
E-mail: 200541179@163.com



**王永吉** 男,中国科学院百人计划特聘研究员入选人,博导.在实时系统调度理论、非线性规划理论、实时混合控制理论、网路拥塞控制理论、机器人路径规划理论方面取得世界先进水平的研究成果.文章多次发表在 IEEE、IEE、ROBOTICA、ASCE、SIAM 及 International Journal of Control 等世界一流学术刊物上,为十几种世界一流学术刊物及会议担任审稿人.

E-mail: ywang@intec.iscas.ac.cn