基于计算实验的城市道路行程时间预测与建模

唐少虎 [1,2] 刘小明 [1,2] 陈兆盟 [1,2] 张金金 [3]

摘 要 城市道路行程时间预测对于提高交通管控效果具有重要意义. 本文综合应用平行系统、集散波、误差反馈修正、多模型自适应控制及模型库动态优化策略等方法与技术对间断流行程时间预测问题进行了研究. 首先, 介绍了平行系统理论的基本原理及计算实验的基本方法; 然后, 给出了基于平行系统理论的路段行程时间的预测模型, 设计了基于集散波的行程时间计算实验方法, 提出了多模型自适应行程时间预测并给出了模型动态优化策略. 最后, 通过实验证明了本方法的有效性. 结果表明, 本文方法预测精度较高, 且能够对行程时间预测值进行持续优化, 可为后续的间断流行程时间预测研究提供借鉴.

关键词 行程时间预测, 平行系统, 计算实验, 集散波, 多模型自适应控制

引用格式 唐少虎, 刘小明, 陈兆盟, 张金金. 基于计算实验的城市道路行程时间预测与建模. 自动化学报, 2015, **41**(8): 1516−1527

DOI 10.16383/j.aas.2015.c140846

Urban Road Travel Time Prediction and Modeling via Computational Experiments

TANG Shao-Hu[1,2] LIU Xiao-Ming[1,2] CHEN Zhao-Meng[1,2] ZHANG Jin-Jin[3]

Abstract Urban road travel time prediction is of great significance to improve the effect of traffic management and control. In this paper, integrated applications of methods and technologies are studied such as parallel systems, traffic waves, error feedback amendment, multi-models adaptive control, and the dynamic optimization strategies for multi-models to the prediction problems of disconnect traffic flow. Firstly, the basic principles of parallel systems theory and the methods of computational experiments are introduced. Then, the prediction model of link travel time based on the theory of parallel systems is given, and the methods of computational experiments of travel time based on the traffic waves are designed. More over, multi-models adaptive travel time prediction models as well as dynamic optimization strategies are put forward. Finally, the effectiveness of the proposed method is shown through the analysis of experimental results. The proposed method provides a higher precision and continuous optimization of travel time prediction, it also provides a reference for the following travel time prediction of disconnect traffic flow.

Key words Travel time prediction, parallel systems, computational experiments, traffic waves, multi-models adaptive control

Citation Tang Shao-Hu, Liu Xiao-Ming, Chen Zhao-Meng, Zhang Jin-Jin. Urban road travel time prediction and modeling via computational experiments. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(8): 1516−1527

行程时间是反映道路交通状况的重要指标之一, 道路行程时间预测对于提高交通流诱导和交通信号控制的效果具有重要意义. 目前, 道路行程时间预测根据研究对象的不同可分为连续流行程时间预测和间断流行程时间预测, 前者主要是面向高速路或者快速路行程时间, 而后者主要针对含有交叉口的城市道路行程时间. 相对而言, 间断流由于受红绿灯作用下的车辆排队、消散等方面影响, 其行程时间预测更为复杂. 就这一问题, 杨晓光等[1] 根据基于车牌自动识别系统采集的实时行程时间数据对城市道路进行行程时间预测, 提出了一种实用的行程时间预测算法; 文献 [2] 利用径向基函数 (Radial basis function, RBF) 神经网络方法对城市道路路段行程时间预测进行了研究; 杨兆升等[3−4] 利用排队理论研究了如何对包含信号交叉口的路段行程时间进行预测, 并用多元统计回归方法添加修正项提高预测精度; 文献 [5] 提出了基于人工智能模型的车路融合系统 (Vehicle infrastructure integration-artificial

收稿日期 2014-12-04 录用日期 2015-04-28
Manuscript received December 4, 2014; accepted April 28, 2015
国家自然科学基金 (61374191), 国家科技支撑计划 (2014BAG03B01) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61374191) and National Science and Technology Support Program (2014BAG03B01)
本文责任编委 李乐飞
Recommended by Associate Editor LI Le-Fei
1. 北方工业大学电气与控制工程学院 北京 100144 2. 北方工业大学城市道路交通智能控制技术北京市重点实验室 北京 100144 3. 交通运输部公路科学研究所 北京 100088
1. College of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144 2. Beijing Key Lab of Urban Intelligent Traffic Control Technology, North China University of Technology, Beijing 100144 3. Research Institute of Highway Ministry of Transport, Beijing 100088

intelligence, VII-AI) 对行程时间进行在线预测, 该系统利用人工神经网络 (Vehicle infrastructure integration-artificial neural network, VII-ANN) 和支持向量回归 (Vehicle infrastructure integration-support vector regression, VII-SVR) 在车流量和密度等数据信息的基础上预测行程时间; 文献 [6] 提出了基于多源数据的行程时间预测体系框架, 融合固定式和移动式两种数据获取方式对行程时间进行预测研究; 文献 [7] 利用 Delta 和 Bayesian 方法构建了预测间隔 (Prediction intervals, PIs), 通过神经网络模型对公交和高速公路行程时间进行了预测研究; 文献 [8] 利用多种检测数据构建了三种预测模型, 并分别对建立的模型进行了短期行程时间预测研究; 文献 [9] 利用信号处理技术对检测车辆数据进行分析处理, 提出一个新的车辆再识别框架并采用了概率模型和数据集群技术对行程时间估计算法进行了研究; 文献 [10] 利用浮动车数据构建了非参数自由分布回归模型对长途旅程的剩余行程时间进行了研究; 文献 [11] 利用历史和实时交通数据建立高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM), 构建随机拥堵地图结合速度估计研究了拥堵高速公路的行程时间预测; 文献 [12] 利用低频率 GPS 观测数据构建了路网模型, 并基于空间移动平均结构 (Space moving average, SMA) 研究了路径行程时间估计; 文献 [13] 利用浮动车检测数据构建了三层人工神经网络模型 (ANN) 对完整路段行程时间预测进行了研究. 上述工作对于间断流行程时间预测方法的进一步研究具有一定的借鉴意义.

车辆在城市道路中行进时, 由于受交叉口信号灯控制的影响, 多经历排队及消散的过程, 该过程在间断流行程时间预测过程中需要充分考虑, 集散波理论能够较好地复现这一过程, 但由于在应用该理论时一般会将车辆运行速度等进行理想化处理, 因此直接将其运用到行程时间预测时会产生较大误差, 基于此, 本文在以往研究的基础上, 综合应用平行系统理论、集散波理论、误差反馈修正、自适应多模型库构建及动态优化策略等方法与技术, 对城市道路间断流的行程时间预测方法进行了深入研究, 给出了整体模型框架及各部分的具体实现过程, 最后对本文所提出方法进行了验证, 表明了方法的有效性.

1　平行系统理论

平行系统是指由某一个自然的现实系统和对应的一个或多个虚拟或理想的人工系统所组成的共同系统. 平行系统理论是中科院自动化所王飞跃教授最早提出并给出了该理论的基本思想、概念和运行的基本框架, 讨论了控制系统与平行系统的关系和异同之处. 平行系统理论的创立主要是为了解决复杂系统所面临的许多问题, 寻求新的思路, 引入新的概念和方法, 建立针对复杂系统和复杂性科学的新的理论体系, 通过利用人工系统、计算实验、反馈修正等方法和理论, 结合从定性到定量的综合集成方法和并行分布式高性能计算技术, 建立复杂系统研究的理论和方法体系[14−15]. 目前, 该理论已被应用于多个研究领域, 诸如城市交通[16−19]、生产制造[20]、电子商务[21]、高铁管控[22] 和载人登月[23] 等, 对解决实际复杂系统问题具有重要的应用价值和指导意义.

由于实际系统 (如城市交通系统) 是一个复杂系统, 其实质是无法完全还原分析和无法试验和实验分析[8]. 为了解决这一难题, 平行系统通过建立相应的人工系统, 并挖掘人工系统潜力, 使其在实际系统的管控中充分发挥作用. 计算实验方法便是人工系统的核心思想, 通过对复杂系统进行各种实验, 以对复杂系统的行为进行预测和分析[15], 从而找到对复杂系统有效的解决方案或者为当前方案的优化改进提供实际依据. 所谓计算实验就是基于代理方法和相应的面向对象编程技术, 产生人工对象 (如交通流、信号控制系统等), 然后通过这些对象的交互, 产生被试系统的各种行为的实验. 计算实验利用涌现方法[24] 及各种统计手段分析评估复杂系统解决方案的有效性, 包括对其进行相应修改的过程和步骤. 计算实验的内容包括实验的标定问题以及实验的设计、分析和验证等. 计算实验的一般模型[25] 如图 1 所示. 其中, x_i 和 y_j 分别是人工系统的输入和输出, u_k 和 ν_l 分别是给人工系统带来影响的可控因素或决策与不可控因素或事件.

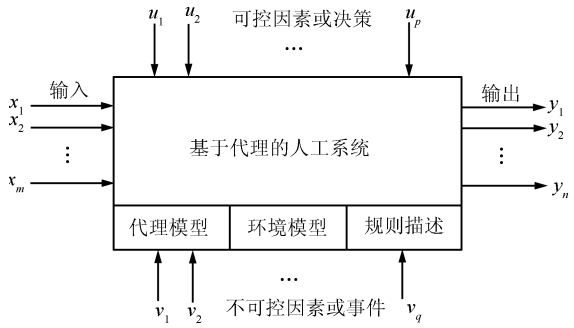


图 1　计算实验一般模型和过程

Fig. 1　General model and process of computational experiments

通过对人工系统设计不同的 “实验” 方案并在必要时进行多次大量的重复计算实验, 就可以全面、准确、及时、量化地对各种复杂系统解决方案按不同指标体系进行分析和评估. 这样应用平行系统方法对复杂系统进行管理和控制, 利用人工系统对实

际系统进行实验, 针对实际需要设计不同的实验方案, 完善平行系统内部的反馈机制和对应的控制及自适应算法, 从而建立一套分析和评估实际系统行为理论和可计算的方法体系, 解决研究实际复杂系统时所面对的无法还原、没有解析模型以及难以实验、分析和评估系统行为的问题.

2 基于计算实验的路段行程时间预测模型

城市道路行程时间预测模型计算实验框架主要有三个组成部分, 如图 2 所示, 即: 1) 行程时间计算, 分析方法是集散波以及速度反馈修正, 其中, 集散波分析主要目的是计算机动车的平均行程时间, 并通过速度反馈进一步修正分析过程中用到的路段平均速度以提高计算精度; 2) 多模型自适应预测, 本部分建立了模型集和对应的控制器组, 对不同子模型间的适用条件给出了相应的切换策略, 其中, 根据平行系统理论, 结合了城市道路实际系统以及人工系统给出了预测模型结构; 3) 模型动态优化, 一方面, 对模型的速度参数进行优化, 包括添加新的平均速度以及剔除异常数据, 另一方面, 对模型集进行优化, 主要方法是在符合一定条件下, 对原有模型集合进一步细化, 以进一步提高系统反应速度和预测效率.

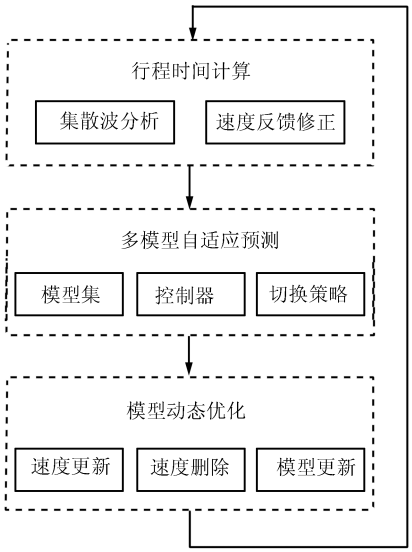


图 2 行程时间预测计算实验流程框架

Fig. 2 Travel time prediction process framework of computational experiments

预测模型的运行顺序也是按照图 2 所示的流程, 行程时间计算是多模型自适应预测的前提和基础, 多模型自适应预测的高效率计算需要持续对模型进行动态优化, 而通过应用人工系统进行计算实验可以进一步实现对预测模型的优化, 三个部分相辅相成, 构成一个闭环反馈结构. 下面针对上述三部分内容给出具体实现方法.

2.1 基于集散波的行程时间计算实验

城市道路系统是一个复杂系统, 其交通流运行不仅受路段相关因素影响, 更被信号控制交叉口所截断而形成间断流, 使车流运行具有随机性、冲突性、延误性等特征. 以信号交叉口为例, 在一个信号周期内, 车辆在红灯时刻会受到阻滞, 车辆开始排队, 绿灯开启后, 排队的车辆开始消散. 根据交叉口车流的运行轨迹, 车辆在信号控制下的状态可分为一次停车、二次及以上停车或不停车. 而对于非饱和交叉口来说车辆在排队和消散过程中会形成两种特殊的波, 当这两种波相遇时, 排队现象就消失, 这种特殊的波就是集散波[26], 而集散波的形成则是由于路段上车流的流量和密度发生变化而引起的, 根据这些特性, 集散波理论已经被用于城市干线交通流建模[27]、信号交叉口交通状态判别[28] 以及交叉口实时排队长度估计[29] 等研究.

结合集散波理论以及平行系统计算实验方法, 城市道路人工系统的行程时间计算实验框架如图 3 所示.

在图 3 中, $(q,j)_m$ 代表第 m 个输入路段检测流量 q 和该流量下的性能指标 j, 初始化时性能指标 j 默认为 0, 模型运行后该值将反映模型预测的精度并反馈到人工系统; $(u,T)_m$ 代表第 m 个流量下输出路段平均速度 u 和该速度下的行程时间计算值 T. 上述两个参数组合分别代表城市道路人工系统的输入和输出, 除此以外, 人工系统还主要包括三个模块, 即道路模型、交通流模型和交通规则模型. 其中, 道路模型特征包括车道、渠化几何等物理设置和车道或路段限速限流、封锁等模型属性, 交通流模型特征包括交通运行的集散波特性、随机性和交通状态 (欠饱和及饱和) 等, 交通规则模型特征包括基本交通规则和特殊情况下的交通措施, 如公交专用、特殊天气、重大活动等情况. 人工系统的主要功能是完成对实际系统的准确复制和再现, 并对行程时间进行计算实验, 为实现行程时间预测提供数据支撑.

需要指出的是实际路段交叉口可能会出现一些不可控事件, 如一些突发事件 (交通事故等) 以及路段内产生的机动车等, 本文设计的人工系统没有给出这些不可控事件, 而是通过加入随机量表示这些事件的发生概率和作用范围, 对于路段可能存在的溢出则没有考虑.

依据上述计算实验框架, 以如图 4 集散波理论为基本计算模型, 图中横坐标代表时间 t, 纵坐标代表距离 S, 坐标原点代表上游交叉口, 横轴上方与其

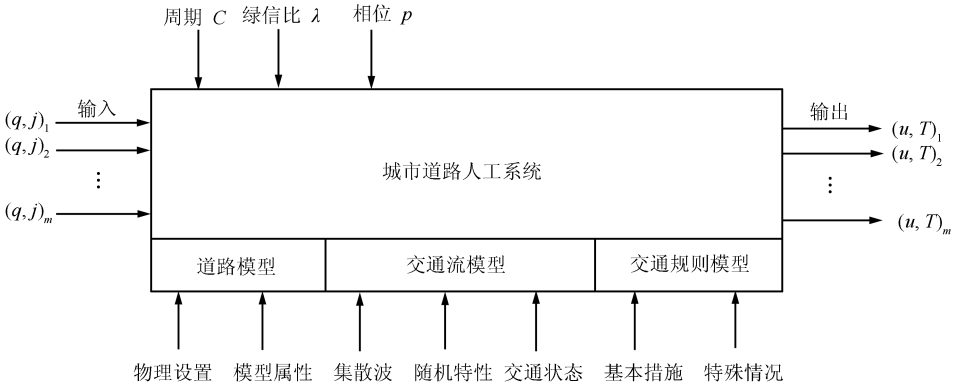


图 3　城市道路人工系统计算实验框架

Fig. 3　Computational experiments framework of urban road artificial systems

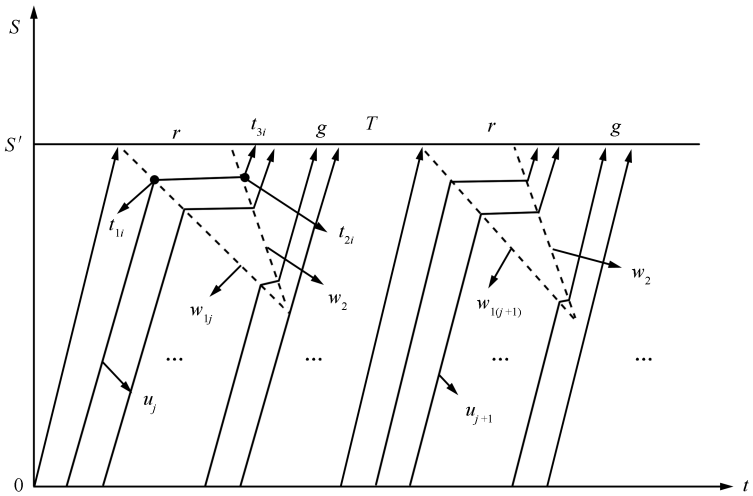


图 4　集散波行程时间计算方法示意图

Fig. 4　Traffic waves sketch of travel time computational experiments

平行的红绿相间的线段代表下游交叉口红绿灯随时间的交替变化, S' 为相邻交叉口的间距, 设计行程时间计算方案步骤如下:

步骤 1. 实验初始化后, 首先是路段平均速度 u 计算, 计算式如式 (1):

$$q_A = k_j u - \frac{k_j}{\nu_f} u^2 \tag{1}$$

式中, q_A 为路段流量, k_j 为阻塞密度, ν_f 为自由流速度, 三个量值均为已知, 可得平均速度 u.

步骤 2. 计算集结波速度 w_{1i}, 且由流量 q、速度 u 和密度 k 三者之间的关系 ($q = ku$) 可得车辆排队前的密度 k_A, 已知阻塞流量 q_j、阻塞密度 k_j 和路段流量 q_A, 可得到集结波速度 w_{1i} 如式 (2):

$$w_{1i} = \frac{q_j - q_A}{k_j - k_A} \tag{2}$$

步骤 3. 计算消散波速度 w_2, 根据交叉口在采集时间段内通过停止线的饱和流量 S_B, 已知饱和流速 v_b, 可得到车辆消散后的密度 k_B, 可知 w_2 如式 (3).

$$w_2 = \frac{S_B - q_j}{k_B - k_j} \tag{3}$$

步骤 4. 计算时假设车辆以等时间间距进入路段, 则速度 u_j 所在直线 (车辆行驶路线, 平均速度为 u) 与直线 w_{1j}、w_2 分别相交于 t_{1i}、t_{2i}, 如图 4 所示, 则有:

$$\begin{cases} S = u\left(t - \dfrac{m}{q_A}\right) \\ S = w_{1j} t + w_{1j} \dfrac{S'}{u} - S' \end{cases} \tag{4}$$

式中, q_A 为路段机动车的小时流量, 由于机动车是

以等时间间距进入路段且速度 u 已知, 那么每辆机动车的行驶路线都可以得到, 即式 (4) 中, 假设机动车 m $(1 \le m \le q_A)$ 代表在该路段通过的车辆数, 则其行驶路线可用式 (4) 的第一式表示, 推导可得第二式机动车集结波曲线, S' 为上下游两个路口的距离. 由式 (4) 得出 m 辆机动车与集结波相遇的时间 t_{1i} 为

$$t_{1i} = \frac{w_{1j}S'q_A - S'uq_A + u^2m}{uq_A(u - w_{1j})} \tag{5}$$

则 m 辆机动车在路段上的行驶距离 S_{1i} 可表示为

$$S_{1i} = u\left(\frac{w_{1j}S'q_A - S'uq_A + u^2m}{uq_A(u - w_{1j})} - \frac{m}{q_A}\right) \tag{6}$$

由计算可知, 消散波的曲线表达式为

$$S = w_2t + (S' - nw_2T) \tag{7}$$

其中, T 为下游交叉口的信号周期, n 为参考时间原点后的周期个数, $n = 1, 2, 3, \cdots$.
则 m 辆机动车与消散波相遇的时间 t_{2i} 可由式 (8) 计算得到:

$$u\left(\frac{w_{1j}S'q_A - S'uq_A + u^2m}{uq_A(u - w_{1j})} - \frac{m}{q_A}\right) = w_2t + (S' - nw_2T) \tag{8}$$

在 S_{1i} 与 t_{2i} 得到后, 设饱和流率下车辆平均速度为 ν_b (可认为定值), 则 m 辆机动车通过交叉口时间 t_{3i} 可由式 (9) 得到:

$$t_{3i} = \frac{S' - S_{1i} + \nu_b t_{2i}}{\nu_b} \tag{9}$$

根据上面计算过程可得到 m 辆机动车的停车延误时间 $T_i^d = t_{2i} - t_{1i}$, 加上车辆在路段的平均行程时间 $\overline{T_i} = S_{1i}/u$, 再加上以饱和流率通过路口的消散时间 $T_i^c = t_{3i} - t_{2i}$, 可得出 m 辆机动车在信号控制下的路段行程时间 $T_{ip} = T_i^d + \overline{T_i} + T_i^c$, 综上所述, 依次计算出进入路段的每一辆车的行程时间累加除以总的车辆数可得到预测路段的平均行程时间 (为消减车辆在下游所遇红绿灯时间点不同对结果造成的较大影响, 可对较长时间内 (较多车辆) 的每辆车行程时间进行计算, 之后取平均), 即

$$T_{\text{prep}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} T_i p \tag{10}$$

步骤 5. 集结波 w_{1j} (假设路段平均速度为 u 时) 的大小直接影响到预测精度. 因 w_{1j} 与车辆在排队前的密度 k_j 和流量 q_j 有关系 $(q = ku)$, 可以尝试通过调整计算速度 u 来改变集结波速的大小, 进而影响路段行程时间的大小. 根据预测精度性能指标 j, 通过实测行程时间数据与预测数据之差来调整路段的平均速度 u, 以此来提高预测模型的精度, 即

$$u_{\text{new}} = \alpha u_{\text{old}} \tag{11}$$

其中, α 为调节系数, T_{prep} 为预测行程时间, T_{real} 为实测行程时间, 当 $T_{\text{prep}} > T_{\text{real}}$ 时, $\alpha \in (1, 2)$; 当 $T_{\text{prep}} < T_{\text{real}}$ 时, $\alpha \in (0, 1)$.

2.2 多模型计算实验行程时间预测

在平行系统运行框架中, 反馈控制方法, 特别是自适应控制的思想都能在平行系统中得到应用[6]. 本文对行程时间的预测正是基于平行系统下的反馈控制思想, 而多模型自适应控制策略符合动态、不确定性变化的城市道路交通流运行特性, 即在不同的交通状态下, 通过选择相应的模型控制器 (Model adaptive controller, MAC) 以提高行程时间预测的精度, 根据模型预测反馈指标进一步改善模型控制器, 这样又促进了预测精度的提高, 从而建立一个良性循环.

城市道路实际系统作为一个被控对象可参数化为如下形式[29]:

$$y(t) = \Phi^{\mathrm{T}}(t-1)\theta^* \tag{12}$$

子模型表示形式:

$$y_i(t) = \Phi^{\mathrm{T}}(t-1)\theta_i \tag{13}$$

其中, θ^* 和 θ_i 分别是被控对象和第 i 个 MAC 子模型的参数向量, $y(t)$ 和 $y_i(t)$ 分别是被控对象和第 i 个 MAC 子模型的输出, $i = \{1, 2, \cdots, n\}$. 回归向量为 $\Phi^{\mathrm{T}}(t-1) = [y(t-1), \cdots, y(t-q), u(t-1), \cdots, u(t-p)]$, q 和 p 分别为输出和输入采样个数.

1) 创建模型集

初始模型集根据城市道路人工系统计算实验的先验知识和结果建立, 从而确定实际系统参数 ($q-v$, 流量–速度) 变化的范围, 并离线设计多个初始知识库, 预测模型依据初始知识库建立初始模型集. 良好的初始模型集有助于提高预测模型的效率, 一方面可以提高着预测系统的初始响应速度; 另一方面改善模型控制器的预测精度. 因此, 建立符合实际系统的初始模型集是预测系统对行程时间进行有效和准确预测的前提保证.

基于计算实验的初始模型集设计如下:

我们以实测的路段流量和平均速度为模型基本参数组合, 将人工系统运行的所有 $q-v$ 交通状态汇

集起来, 构成初始的模型参数集合 J (初始知识库). 确定特征矢量 μ (μ 根据人工系统的运行统计结果设置) 将集合 J 划分成以流量区间为基准参数的子模型, 流量区间越小, 预测误差越小, 计算要求越高, 效率越低; 反之, 则要求降低效率提高, 可得到 N 个不同交通状态子模型 $\{\Phi_i\}_{i=1}^N$, 且满足的特性[30] 如下:

a) $\Phi_i \subset \Phi, \Phi_i \neq \emptyset, i = 1, \cdots, N$;

b) $\bigcup_{i=1}^N \Phi_i = \Phi$;

c) $\forall i, i = 1, \cdots, N, \exists \theta_i \in \Phi_i, \theta_i > 0, r_i > 0$, 对 $\forall \theta \in \Phi_i$, 使得 $\|\theta - \theta_i\| < r_i$, r_i 和 θ_i 分别代表半径和圆心.

采用 Euclidean distance (欧氏距离) 法确定当前系统所处在的第 i 个交通状态子模型, 即

$$i = \arg \min_{i=1,\cdots,N} \sqrt{(\theta - \theta_i)^2} \tag{14}$$

2) 多模型自适应控制器 (MAC)

本文设计的平行系统多模型自适应控制行程时间预测模型如图 5 所示. 模型控制器的选择依据上一阶段的系统所处的子模型判断过程, 即第 i 个交通状态子模型对应第 i 个模型控制器. 人工系统通过大量的不同组合的数据实验得出不同交通状态下的子模型, 以及相应模型的控制参数. 下一步, 人工系统将模型数据和控制参数赋值预测模型中的子模型 (Submodel) 以及对应的控制模块 (MAC), 通过 MAC 计算得到输出行程时间数据并同时进行指标计算, 以评估模型控制效果. 其中, 指标判断器的工作原理即是一个反馈控制过程, 一方面, 通过对行程时间预测精度的指标判断以评估模型的准确性, 另一方面, 判断指标将反馈到人工系统的输入性能参数并根据该指标判断是否再次进行计算实验.

性能指标判断函数[29] 如下:

$$J_i(t) = \alpha e_i^2 + \beta \int_0^t \mathrm{e}^{-\lambda(t-\tau)} e_i^2(\tau) \mathrm{d}\tau \tag{15}$$

式中, α 和 β 分别代表当前误差和历史误差在性能指标中的权重, 且 $\alpha \geq 0, \beta > 0$. $\lambda > 0$ 为遗忘因子, 代表性能指标的记忆长度. $e_i = y(t) - y_i(t)$ 为辨识误差.

3) 模型切换策略

模型的自适应控制通过子模型间的切换实现, 子模型切换的前提条件是当前实际交通状态已经发生改变, 当前模型已经不适合新的交通状况. 首先, 系统将判断当前实际交通状态是否与当前的子模型一致, 如果不一致, 则从所有子模型中自动找出与现状态相一致的或者比较符合条件的子模型. 切换模型时采取滞后切换的策略[30−31], 以避免任意切换带给系统的不稳定性和预测失真. 具体切换策略如下:

步骤 1. 判断实际交通状态与子模型是否一致, 是则不改变控制模型; 否则, 进入步骤 2;

步骤 2. 计算性能指标 $J_i(t)$, 预选指标最小的 MAC_l, 转入步骤 3, 其中,

$$l = \arg \min \{J_i(t)\}, \quad i = 1, \cdots, n \tag{16}$$

步骤 3. 判断系统是否符合切换条件, 并进行相应操作. 具体策略如下:

$$\begin{cases} J_i(t) \leq J_l(t) + \varepsilon, \text{ 不切换模型} \\ J_i(t) > J_l(t) + \varepsilon, \text{ 切换 } \mathrm{MAC}_l \end{cases} \tag{17}$$

式中, $l \neq j, \varepsilon > 0$ 为滞后因子.

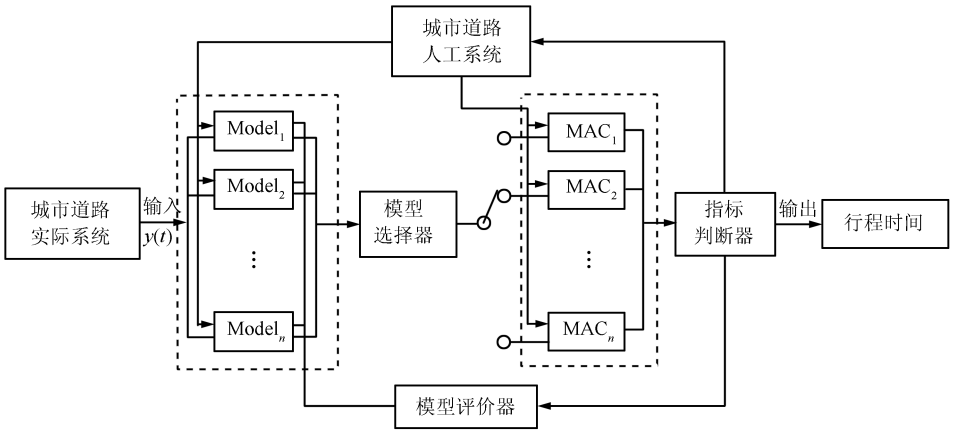


图 5　平行系统多模型自适应预测模型

Fig. 5　Parallel system of multi-models adaptive prediction model

2.3 模型动态优化的计算实验策略

城市道路交通系统具有波动性、随机性和不确定性, 所以模型库需要建立相应的动态优化策略以尽可能与实际交通系统相一致. 这种优化策略是一种自适应模型参数调整机制, 这种机制通过反馈得到的上述控制器的性能指标结果, 进而利用人工交通系统计算实验实现模型的更新. 模型动态优化包括三个方面: 已有子模型的更新、删除和新模型的创建.

模型库建立后, 即可进行行程时间预测, 由于初始化的多模型库中路段行程速度较为理想化, 因此, 计算得到的行程时间与实测行程时间误差存在一定误差, 如果误差较大, 需要根据实测流量与实测行程时间重新利用集散波理论进行路段平均速度计算, 并替换模型库中的初始化路段平均速度. 模型库更新采用策略如下:

$$J_{m,i} = e_{m,i}^2 \tag{18}$$

$$e_{m,i} = T_{m,i} - \hat{T}_{m,i} \tag{19}$$

其中, $T_{m,i}$ 表示第 m 路段对应流量区间 i 的实际行程时间, $\hat{T}_{m,i}$ 表示第 m 路段对应流量区间 i 的预测行程时间.

当 $J_{m,i} < \omega$ 时, 不对模型库进行平均速度扩充 (ω 为平均速度误差阈值), 也不需要重新利用集散波理论计算路段平均速度, 但从模型库中对应的子模型找到对应的 $v_{i,j}$, 设置 $v_{i,j}$ 对应的历史应用次数 $S_{i,j} = S_{i,j} + 1$; 反之, 重新计算路段平均速度, 并对模型库进行更新.

考虑到某些模型是基于一些随机大扰动、交通流异常等情况下所建立的, 因此这些模型在被建立之后可能会失去作用, 如果在模型库中继续保存这些模型, 在计算平均速度时, 会对计算结果产生较大的影响, 因此, 需要考虑对这些子模型的删除. 经过一定长度的时间后, 本文采用消除异常数据的方法完成删除功能. 具体方法如下:

对于模型库中同一流量区间所对应平均速度样本数量 $n \geq 1$ 的情况, 如果下式所示条件成立, 则可认为存在离散程度较大的无效模型数据.

$$c_\nu = \frac{s}{\overline{x}} \geq c'_\nu \tag{20}$$

式中, c_ν 为平均速度变异系数, c'_ν 为平均速度变异系数的阈值, $\overline{x}$ 为同一模型下所存储的平均速度均值, s 为平均速度标准偏差.

当 $n > 2$ 时, 根据式 (21) 选出离散程度最大的单车行程速度数据, 同时将其剔除, 然后循环往复, 直到式 (21) 条件不再成立.

$$\overline{\nu}_k - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\nu_i = \max\left(\left|\nu_j - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\nu_i\right|\right) \tag{21}$$

式中, $\overline{\nu}_k$ 为离散程度最大的单车行程速度数据.

模型库中平均速度应用时, 采用同一模型下所存储各平均速度的均值, 计算均值时需考虑各平均速度历史被应用次数, 计算式如下:

$$\overline{V} = \sum_{j=1}^{m} S_{i,j} \times \frac{\nu_{i,j}}{\sum_{j=1}^{m} S_{i,j}} \tag{22}$$

式中, $S_{i,j}$ 表示子模型 i 流量区间第 j 个速度值历史被应用次数; $\nu_{i,j}$ 表示子模型 i 流量区间第 j 个速度值.

模型库的更新策略以原有子模型集为基础, 其优先级最高的是子模型平均速度更新, 即首先对子模型内流量区间的平均速度进行添加或删除. 其次是创建新的子模型, 子模型的创建是对原有模型的细化拆分, 以提高预测精度, 其条件如下:

1) $\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} J_i \geq \lambda$;

2) $\Phi_{i1} \bigcup \Phi_{i2} = \Phi_i, \Phi_{i1} : [r_i - \theta_i, r_i], \Phi_{i2} : [r_i, r_i + \theta_i]$;

3) $N + 1 \leq N_{\max}$.

其中, λ 为子模型适用度常数, N 为已存在子模型数量, $N_{\max}$ 为最大子模型数量, Φ_{i1} 和 Φ_{i2} 分别为原子模型 Φ_i 拆分后的新子模型.

3 实例应用

3.1 预测评价指标

选取如下预测评价指标:

1) 平均绝对相对误差 (Mean absolute relative error, MARE), 该指标表示预测值与实际值之差的平均绝对相对误差.

$$\text{MARE} = \frac{1}{N}\sum_{\tau}\left|\frac{T_r - T_p}{T_r}\right|$$

2) 最大绝对相对误差 (Max absolute relative error, MAXARE), 该指标表示预测模型的平稳度. 其中, T_r 表示实际测量值, T_p 表示预测值, N 表示预测样本数.

$$\text{MAXARE} = \max\left\{\left|\frac{T_r - T_p}{T_r}\right|\right\}$$

3.2 实验案例与分析

本实验采用北京市石景山区八角西街与八角路交叉口至八角西街与八角南路交叉口由北向南路段作为研究实例, 除八角南路东进口机动车道有右转车道 1 条、左转直行车道 1 条和非机动车道 1 条外, 两个交叉口的其他进口车道均为机动车左直右

车道 1 条和非机动车道 1 条, 交叉口之间的路段分别为双向机动车道和非机动车道各 1 条, 路段长度 $l = 310\,\mathrm{m}$, 实例示意图如图 6 所示. 实验数据通过人工采集方式取得, 通过整理后可得八角西街与八角路交叉口进口车流量 q_1, 路段平均速度 ν_1, 路段平均密度 k_1, 路段阻塞密度 k_j, 已知八角西街与八角南路交叉口的信号灯配时: 绿灯 46 s, 红灯 38 s, 黄灯 3 s, 周期 90 s.

预测实验分为两组进行, 第一组数据: 平峰小时数为 2014 年 3 月 12 日上午 9:00～11:00, 高峰小时数下午 17:00～19:00; 第二组数据: 平峰小时数为 2014 年 3 月 13 日下午 13:00～15:00, 高峰小时数为上午 7:00～9:00.

实验基本操作过程简要描述如下: 首先, 利用该线路多个时段 (不同交通状态) 的历史数据 (流量、平均速度和行程时间) 对人工系统进行计算实验并优化校正. 然后, 根据人工系统输出的路段流量 q、平均速度 u 和行程时间 T 建立多模型的子模型集, 模型建立后即可进行预测实验, 根据输入流量从模型集中选择对应的子模型, 通过模型计算输出预测行程时间, 同时持续对模型集进行动态优化. 最后, 将预测结果与卡尔曼滤波预测方法的结果进行对比. 其中, 算法中行程时间预测间隔为 5 分钟, 在多模型自适应预测模型中部分参数设置如下: 初始化子模型数量 $N = 1$, 最大模型数量 $N_{\max} = 20$, 特征矢量 $\mu = (\max q - \min p)/N$, q 为路段流量, 当前误差权重 $\alpha = 5$, 历史误差权重 $\beta = 1$, 遗忘因子 $\lambda = 0.8$, 滞后因子 $\varepsilon = 0.05$, 平均速度误差阈值 $\omega = \min(T - \hat{T})^2$, $T, \hat{T}$ 分别为实际和预测行程时间, 平均速度标准偏差 $s = 5$, 平均速度变异系数阈值 $c'_\nu = (\max \frac{5}{\overline{x}} + \min \frac{5}{\overline{x}})/2$, $\overline{x}$ 为同一模型下所存储的平均速度均值, 子模型适用度常数 $\lambda = (\max J_i + \min J_i)/2$, J_i 为模型性能指标. 卡尔曼滤波算法建立了行程时间状态空间模型和噪声统计分布, 系统白噪声 $\omega(\tau)$ 和测量白噪声 $\nu(\tau)$ 均为零均值, 实验结果如图 7～图 10 和表 1 所示.

通过以上图表对比结果可知, 本文提出的行程时间计算实验预测方法在高峰交通状态下 MARE 预测精度比平峰交通状态下的预测效果好, 两种交通状态下的 MARE 和 MAXARE 均控制在 10 % 以下. 而卡尔曼滤波算法在平峰和高峰状态下的两个误差指标均超过本文方法的预测指标, 需要指出的是, 由于卡尔曼滤波算法是一种时域递推算法, 其当前值是根据上一状态的估计值和当前状态的观测值得出, 算法初始化时如果没有设置适当的估计值和观测值, 则起始预测的前几个值可能与真实值存在较大误差, 所以图 8 (a) 和图 10 (a) 中的前两个预测值均为零, 与真实值相比差距较大, 而随着时域推进预测精度也得到提高. 综上所述, 相较与卡尔曼滤波方法, 本文方法在两种状态下的预测精度均高于卡尔曼滤波方法, 即基于计算实验的多模型行程时间预测误差较低, 实验结果证明, 本文的预测方法能够较好地反映车流量在路段上的运行状态, 预测精度较高.

表 1　预测误差指标

Table 1　Forecast error indexes

预测方法	预测时段	MARE	MAXARE
本文方法	平峰	3.45 %	6.89 %
	高峰	3.11 %	7.53 %
卡尔曼法	平峰	8.10 %	19.13 %
	高峰	7.58 %	17.25 %

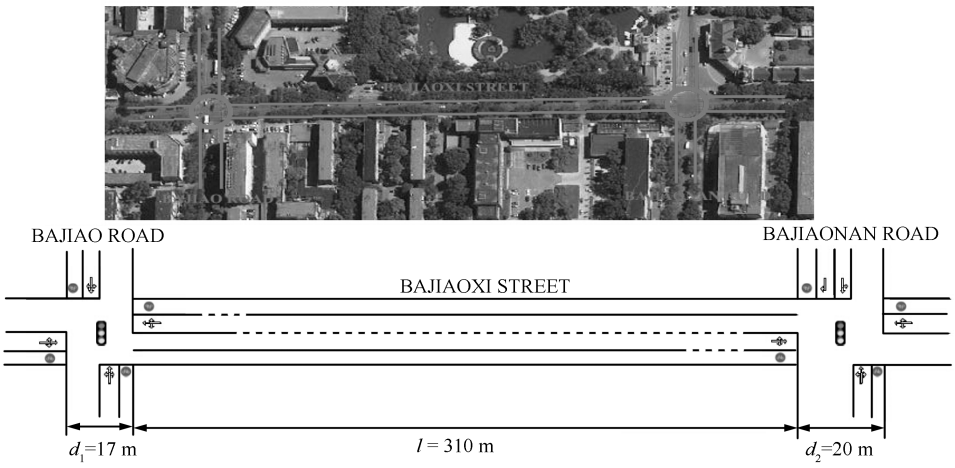
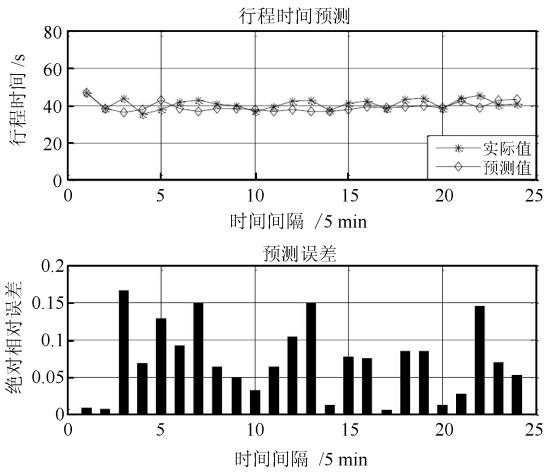


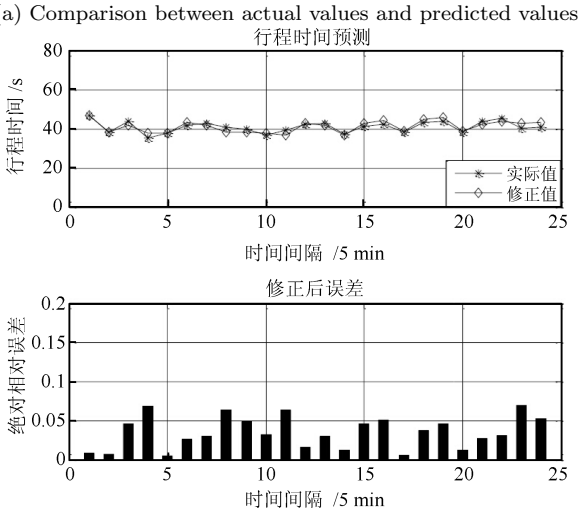
图 6　预测实例线路

Fig. 6　Forecast example line



(a) 实际值与预测值比较

(a) Comparison between actual values and predicted values

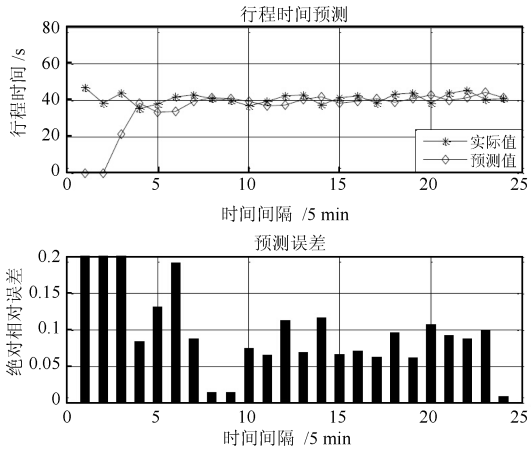


(b) 实际值与预测修正值比较

(b) Comparison between actual values and predictive correction values

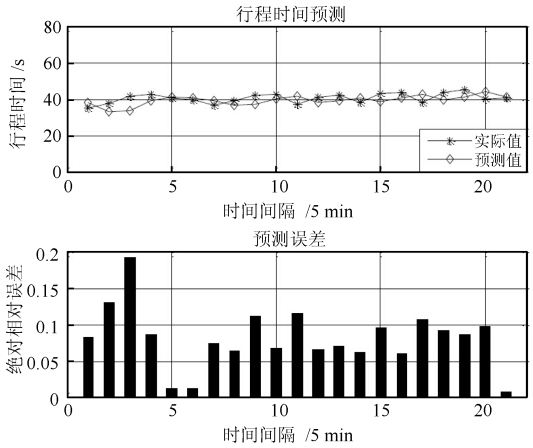
图 7 本文方法预测平均绝对相对误差 (平峰)

Fig. 7 MARE of the proposed method (flat-peak)



(a) 实际值与预测值比较

(a) Comparison between actual values and predicted values

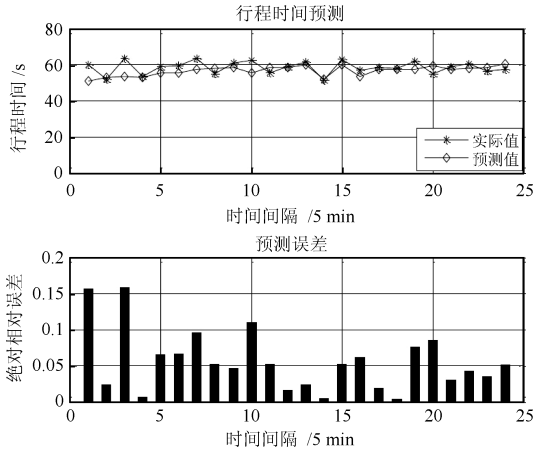


(b) 实际值与预测修正值比较

(b) Comparison between actual values and predictive correction values

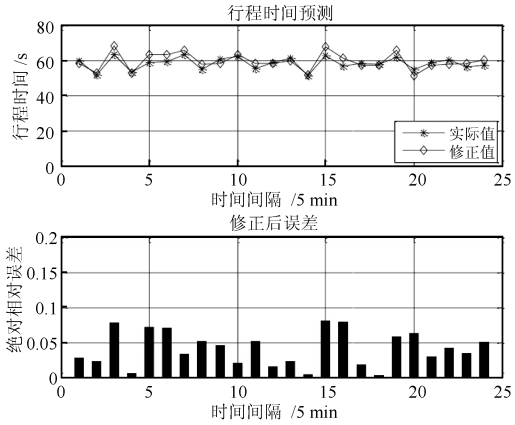
图 8 卡尔曼滤波预测平均绝对相对误差 (平峰)

Fig. 8 MARE of the Kalman filter (flat-peak)



(a) 实际值与预测值比较

(a) Comparison between actual values and predicted values

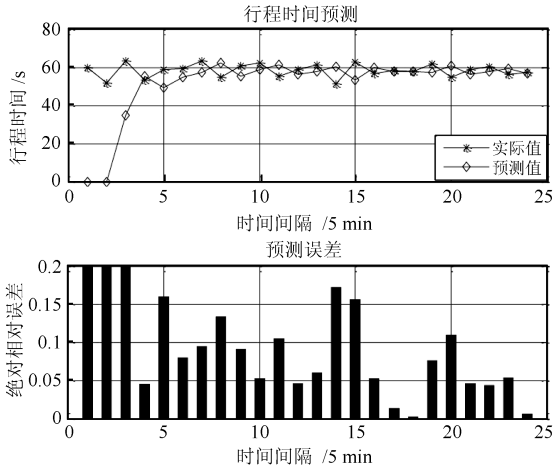


(b) 实际值与预测修正值比较

(b) Comparison between actual values and predictive correction values

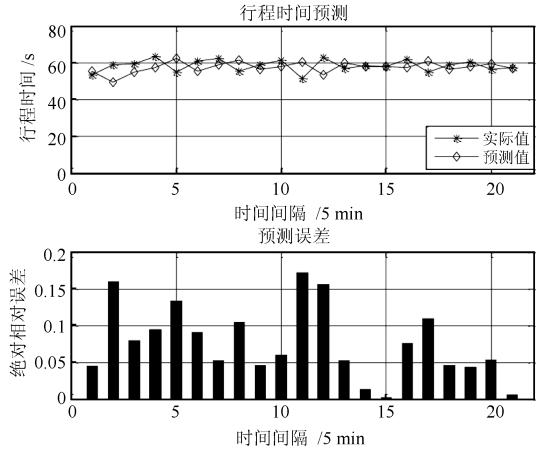
图 9 本文方法预测平均绝对相对误差 (高峰)

Fig. 9 MARE of the proposed method (peak-hour)



(a) 实际值与预测值比较

(a) Comparison between actual values and predicted values



(b) 实际值与预测修正值比较

(b) Comparison between actual values and predictive correction values

图 10　卡尔曼滤波预测平均绝对相对误差 (高峰)

Fig. 10　MARE of the Kalman filter (peak-hour)

4　总结

间断流行程时间预测较连续流更为复杂, 本文在以往研究的基础上, 综合应用平行系统理论、集散波理论、误差反馈修正方法、多模型自适应控制及模型库动态优化策略等方法与技术, 对城市道路间断流的行程时间预测方法进行了深入研究. 首先, 介绍了平行系统理论的基本原理和计算实验的基本方法. 然后, 给出了城市交通人工系统计算实验框架, 设计了基于集散波的行程时间计算实验方法, 提出了多模型计算实验行程时间预测模型并给出了模型动态优化策略. 最后, 通过实例应用证明了本方法的有效性. 本文所提方法通过建立路段行程时间多模型计算实验预测模型并利用反馈修正方法, 能够对行程时间预测值进行持续优化, 为后续包含交叉口的行程时间预测研究提供了新的研究思路. 另外, 本文内容还存在有待改进之处, 如预测模型在实例应用的广泛性及预测效率方面, 目前只是做了较为简单的应用并没有扩大到复杂路网的预测验证, 接下来的后续工作计划: 一方面, 建立干线及路网交通模型, 应用本文方法测试行程时间预测的准确性并分析改进; 另一方面, 针对流量区间计算、模型删除规则等模型内容进行细化研究, 以进一步提高本文方法的预测精度和效率.

References

1 Yang Xiao-Guang, Cai Run-Lin, Zhuang Bin. An algorithm for predicting urban travel time based on license auto- recognition system. *Computer and Communications*, 2005, **23**(3): 29−32
(杨晓光, 蔡润林, 庄斌. 基于车牌自动识别系统的城市道路行程时间预测算法. 交通与计算机, 2005, **23**(3): 29−32)

2 Liu Jiang-Yong, Yun Mei-Ping, Yan Ya-Wen, Yang Xiao-Guang. A real-time travel time prediction model based on RBF neural network. *Computer and Communications*, 2011, **29**(5): 31−35
(刘江用, 云美萍, 闫亚文, 杨晓光. 基于径向基函数神经网络的城市道路路段行程时间实时预测模型. 交通信息与安全, 2011, **29**(5): 31−35)

3 Yang Zhao-Sheng, Sun Xi-Mei. A practical method of real-time dynamic link travel time prediction. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2001, **18**(2): 44−46
(杨兆升, 孙喜梅. 实时动态路段行程时间预测的一种实用方法. 公路交通科技, 2001, **18**(2): 44−46)

4 Yang Zhi-Hong, Yang Zhao-Sheng, Yu De-Xin, Chen Lin. Travel time prediction method based on Marcov queuing model. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2004, **34**(4): 671−674
(杨志宏, 杨兆升, 于德新, 陈林. 基于马尔可夫排队模型的行程时间预测方法. 吉林大学学报, 2004, **34**(4): 671−674)

5 Ma Y C, Chowdhury M, Sadek A, Jeihani M. Integrated traffic and communication performance evaluation of an intelligent vehicle infrastructure integration (VII) system for online travel-time prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, **13**(3): 1369−1382

6 Nie Qing-Hui, Xia Jing-Xin, Zhang Wei-Hua. Framework and key technologies for travel time prediction based on multiple ITS data sources. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2011, **41**(1): 199−204
(聂庆慧, 夏井新, 张韦华. 基于多源 ITS 数据的行程时间预测体系框架及核心技术. 东南大学学报 (自然科学版), 2011, **41**(1): 199−204)

7 Khosravi A, Mazloumi E, Nahavandi S, Creighton D, van Lint J W C. Prediction intervals to account for uncertainties in travel time prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, **12**(2): 537−547

8 Li R M, Rose G. Incorporating uncertainty into short-term travel time predictions. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2011, **19**(6): 1006−1018

9 Ndoye M, Totten V F, Krogmeier J V, Bullock D M. Sensing and signal processing for vehicle reidentification and travel time estimation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, **12**(1): 119−131

10 Simroth A, Zähle H. Travel time prediction using floating car data applied to logistics planning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, **12**(1): 243−253

11 Yildirimoglu M, Geroliminis N. Experienced travel time prediction for congested freeways. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2013, **53**: 45−63

12 Jenelius E, Koutsopoulos H N. Travel time estimation for urban road networks using low frequency probe vehicle data. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2013, **53**: 64−81

13 Zheng F F, Van Zuylen H. Urban link travel time estimation based on sparse probe vehicle data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013, **31**: 145−157

14 Wang Fei-Yue. Parallel system methods for management and control of complex systems. *Control and Decision*, 2004, **19**(5): 485−489, 514
(王飞跃. 平行系统方法与复杂系统的管理和控制. 控制与决策, 2004, **19**(5): 485−489, 514)

15 Wang Fei-Yue. Computational theory and method on complex system. *China Basic Science*, 2004, **6**(5): 3−10
(王飞跃. 关于复杂系统研究的计算理论与方法. 中国基础科学, 2004, **6**(5): 3−10)

16 Xiong G, Wang K F, Zhu F H, Cheng C, An X J, Xie Z D. Parallel traffic management for the 2010 Asian games. *IEEE Intelligent Systems*, 2010, **25**(3): 81−85

17 Ning Bin, Wang Fei-Yue, Dong Hai-Rong, Li Run-Mei, Wen Ding, Li Li. Parallel systems for urban rail transportation based on ACP approach. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2010, **10**(6): 22−28
(宁滨, 王飞跃, 董海荣, 李润梅, 文丁, 李莉. 基于 ACP 方法的城市轨道交通平行系统体系研究. 交通运输系统工程与信息, 2010, **10**(6): 22−28)

18 Sun X B, Zhang Y, Qin G Y, Dong H R, Guan F. Pedestrian transfer time optimization of urban rail transit based on ACP approach. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Automation and Logistics (ICAL). Zhengzhou, China: IEEE, 2012. 90−95

19 Liu Xiao-Ming, Li Zheng-Xi. Parallel systems for urban passenger transport hub. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(12): 2756−2765
(刘小明, 李正熙. 城市客运交通枢纽平行系统体系研究. 自动化学报, 2014, **40**(12): 2756−2765)

20 Wang Fei-Yue, Li Le-Fei, Huang Xing, Zou Yu-Min. A discussion of fundamental theory of long period continuous production emphasizing effectiveness, safety and energy saving. *Computers and Applied Chemistry*, 2007, **24**(12): 1711−1713
(王飞跃, 李乐飞, 黄星, 邹余敏. 关于长周期连续安全节能有效生产基础理论的探讨. 计算机与应用化学, 2007, **24**(12): 1711−1713)

21 Wang Fei-Yue, Zeng Da-Jun, Yuan Yong. An ACP-based approach for complexity analysis of e-commerce system. *Complex Systems and Complexity Science*, 2008, **5**(3): 1−8
(王飞跃, 曾大军, 袁勇. 基于 ACP 方法的电子商务系统复杂性研究. 复杂系统与复杂性科学, 2008, **5**(3): 1−8)

22 Ning Bin, Wang Fei-Yue, Dong Hai-Rong, Wen Ding, Liu De-Rong, Gao Shi-Gen, Wang Jing. Framework of parallel control and management for high-speed railway systems. *Complex Systems and Complexity Science*, 2010, **7**(4): 11−21
(宁滨, 王飞跃, 董海荣, 文丁, 刘德荣, 高士根, 王晶. 高速铁路平行控制与管理系统研究框架. 复杂系统与复杂性科学, 2010, **7**(4): 11−21)

23 Huang Wen-De, Wang Wei, Xu Xin, Xi Xiao-Ning. Computational experiments for abort planning of manned lunar landing mission based on ACP approach. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(11): 1794−1803
(黄文德, 王威, 徐昕, 郗晓宁. 基于 ACP 方法的载人登月中止规划的计算实验研究. 自动化学报, 2012, **38**(11): 1794−1803)

24 Guerin S, Kunkle D. Emergence of constraint in self-organizing systems. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 2004, **8**(2): 131−146

25 Wang Fei-Yue. Computational experiments for behavior analysis and decision evaluation of complex systems. *Journal of System Simulation*, 2004, **16**(5): 893−897
(王飞跃. 计算实验方法与复杂系统行为分析和决策评估. 系统仿真学报, 2004, **16**(5): 893−897)

26 Wu X K, Liu H X. A shockwave profile model for traffic flow on congested urban arterials. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2011, **45**(10): 1768−1786

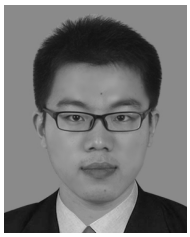
27 Wu X K, Liu H X, Gettman D. Identification of oversaturated intersections using high-resolution traffic signal data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2010, **18**(4): 626−638

28 Liu H X, Wu X K, Ma W T, Hu H. Real-time queue length estimation for congested signalized intersections. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2009, **17**(4): 412−427

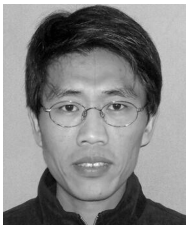
29 Liu Lu-Yuan, Lv Wei-Jie, Mou Shi-Zhong. Switching multiple model adaptive control based on online optimization. *Control and Decision*, 2002, **17**(4): 407−410
(刘鲁源, 吕伟杰, 牟世忠. 基于在线优化的切换多模型自适应控制. 控制与决策, 2002, **17**(4): 407−410)

30 Zhai Jun-Yong, Fei Shu-Min. Multiple models adaptive control based on online optimization. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, **31**(9): 2185−2188
(翟军勇, 费树岷. 基于在线优化的多模型自适应控制. 系统工程与电子技术, 2009, **31**(9): 2185−2188)

31 Middleton R H, Goodwin G C, Hill D J, Mayne D Q. Design issues in adaptive control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1988, **33**(1): 50−58



唐少虎 北方工业大学电气与控制工程学院博士研究生. 2013 年获得北方工业大学机电工程学院硕士学位. 主要研究方向为交通控制, 智能算法. 本文通信作者. E-mail: tshaohu@163.com
(**TANG Shao-Hu** Ph. D. candidate at the College of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology. He received his master degree from North China University of Technology in 2013. His research interest covers traffic control and intelligent algorithm. Corresponding author of this paper.)



刘小明 北方工业大学电气与控制工程学院教授. 2004 年获得中国科学院自动化所博士学位. 主要研究方向为交通流理论, 智能交通控制.
E-mail: tslxm@sina.com
(**LIU Xiao-Ming** Professor at the College of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology. He received his Ph. D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2004. His research interest covers traffic flow theory and intelligent traffic control.)

陈兆盟 硕士, 北方工业大学电气与控制工程学院助理研究员. 主要研究方向为交通信号控制, 智能交通信号控制器.
E-mail: chenzhaomeng@126.com
(**CHEN Zhao-Meng** M. S., assistant professor at the College of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology. His research interest covers traffic signal control technology and intelligent traffic signal controllers.)

张金金 硕士, 交通运输部公路科学研究所工作. 2004 年获得北方工业大学硕士学位主要研究方向为交通流预测.
E-mail: zjj@itsc.cn
(**ZHANG Jin-Jin** M.S., work at the Research Institute of Highway Ministry of Transport. She received her master degree from North China University of Technology in 2014. Her main research interest is traffic flow forecasting.)