

文章编号:1671-1637(2015)06-0092-09

基于时空模型的交通流故障数据修正方法

陆化普,孙智源,屈闻聪

(清华大学 交通研究所,北京 100084)

摘要:为了提高交通流数据的准确性,从时间相关性、空间相关性和历史相关性三方面分析了交通流大数据的特点,建立了基础交通流时空模型。为保证数据处理的精度和速度,进行了时空模型的简化和标定。将时空模型简化,抽象为双层规划模型,上层模型通过控制时空相关参数的数量实现运算速度的优化,下层模型通过控制误差实现计算精度的优化。应用数据驱动法进行双层规划模型的求解,完成时空模型的标定。在时空模型的基础上,提出了交通流故障数据修正方法。以北京市某路段为例,对交通流故障数据修正方法进行有效性和可行性验证。验证结果表明:基于历史趋势、空间相关与时间序列的交通流故障数据修正方法的精度分别为79.65%、85.16%、89.84%,基于时空模型的交通流故障数据修正方法的精度为90.91%,具有较高的精度,而且可准确描述交通流大数据的特点。
关键词:智能交通系统;交通流;时空模型;故障数据修正;回归分析;邻域分析;傅里叶变换
中图分类号:U491.1 **文献标志码:**A

Repair method of traffic flow malfunction data based on temporal-spatial model

LU Hua-pu, SUN Zhi-yuan, QU Wen-cong

(Institute of Transportation Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of traffic flow data, the characteristics of temporal correlation, spatial correlation and historical correlation of traffic flow big data were considered, and a basic traffic flow temporal-spatial model was built. To ensure the accuracy and speed of data processing, the simplification and calibration of temporal-spatial model were realized. The temporal-spatial model was simplified and abstracted into a bi-level programming model. The operation speed was optimized in the upper level model by controlling the number of temporal-spatial correlation coefficients, and the calculation accuracy was optimized in the lower level model by controlling the error. Based on the data-driven method, the bi-level programming model was solved, and the calibration of temporal-spatial model was completed. Based on the proposed temporal-spatial model, a repair method of traffic flow malfunction data was presented. Taking a road section in Beijing City as example, the validity and feasibility of proposed repair method were verified. Verification result indicates that the precisions of repair methods of traffic flow malfunction data based on historical trend, spatial correlation and time series are 79.65%, 85.16%, 89.84% respectively, however, the precision of proposed method based on the temporal-spatial model is 90.91%, that is relatively higher, the characteristics of traffic flow big data can be accurately described by the proposed repair method. 2 tabs, 19 figs, 25 refs.

收稿日期:2015-09-16

基金项目:“十二五”国家科技支撑计划项目(2014BAG01B04);北京市科技计划项目(Z121100000312101);清华大学苏州汽车研究院(吴江)返校经费课题(2015WJ-B-02)

作者简介:陆化普(1957-),男,辽宁铁岭人,清华大学教授,工学博士,从事交通运输规划与管理研究。

Key words: intelligent transportation system; traffic flow; temporal-spatial model; malfunction data repair; regression analysis; neighborhood analysis; Fourier transform

Author resume: LU Hua-pu(1957-), male, professor, PhD, +84-10-62772615, luhp@mail.tsinghua.edu.cn.

0 引言

当前,移动互联网、物联网、云计算等技术快速发展,推动了大数据时代^[1-2]的来临。在交通领域,智能交通系统的建设迅速推进,逐渐形成了由感应线圈检测器、微波雷达检测器、地磁检测器、视频检测器与浮动车系统等传统交通数据采集手段,以及智能手机、车联网系统与北斗卫星导航系统等新型交通数据采集手段组成的城市交通数据采集系统^[3],使得城市交通流数据的大规模获取成为可能。城市交通流数据是交通状态估计^[4]、短时交通流预测^[5]、交通管理控制^[6]与交通诱导服务^[7]等的基础,数据质量直接关系以上工作的有效性。然而,交通流检测器的固有缺陷、年久失修、通信故障与环境影响等因素^[8]均可产生交通流故障数据,降低了数据质量,影响了智能交通系统部分功能的实现。以城市交通控制系统为例,交通流故障数据使得实时控制难以实现,交叉口信号控制以多时段定时控制^[9]为主,很难满足交通流的时变需求,是交通拥堵的成因之一。在此背景下,研究如何对交通流故障数据进行有效处理,以提高交通流数据采集的准确性,具有重要的意义。

交通流故障数据修正是保障数据质量的重要手段之一,专家对此展开了研究。金逸文等从交通流数据的统计学分析角度,提出了基于相关分析的交通流参数修正方法^[10];Chang等从交通流数据的空间相关角度,提出了一种改进的局部最小二乘法,以实现交通流丢失数据的补充^[11];郭敏等从空间角度对多个流向的交通流进行灰色相关分析,提出了一种交通流数据恢复算法^[12];李琦等分析了城市快速路上下游检测截面的流量累积曲线特性,设计了基于流量累积曲线的数据质量评价方法和基于最优化技术的数据质量控制方法^[13];陆化普等从实时数据和历史数据的综合应用角度,提出了基于S-G滤波的交通流故障数据识别与修复算法^[14]。

上述研究多侧重于交通流数据的部分特点,以实现交通流故障数据的修正,并未综合考虑交通流的时间相关性、空间相关性和历史相关性,存在一定的局限性。相比而言,交通流时空模型可以综合反

映交通流大数据的多种特点。目前,国内外学者已经对交通流时空模型进行了研究。赵玲等将空间自相关分析引入交通流时空模型中,基于行车时间研究了道路网络时空自相关模型^[15];陈绍宽等改进了时空Moran's I 指数,对道路交通特点进行分析^[16];Liang等基于时空相关性建立了短时交通流预测模型,并应用于动态交通流诱导系统^[17];Li等建立了时空排队模型,解决了高速公路旅行时间轨迹问题^[18];Wu等使用加权距离度量和状态向量表述交通流时空特性,实现KNN算法的改进^[19]。交通流时空模型的研究目前仍处于初期阶段,并未得到广泛的应用,同时建模过程需要进一步深化。城市交通流数据的实时获取和长期存储为交通流时空模型的研究提供了基础,本文试图探讨交通流时空模型的建模问题,并拓展其应用领域。

本文根据交通流大数据的特点,建立交通流时空模型,综合考虑数据处理的精度和速度完成模型的简化和标定,以进行交通流故障数据的修正,并通过案例分析,验证了方法的有效性和可行性。

1 交通流大数据的特点

1.1 时间相关性

图1为时间相关性曲线,数据为微波处理后北京市某路段交通流量。交通流大数据的时间相关性表现为路段交通流按照一定的趋势随时间变化^[20],即动态交通流随时间连续变化,存在一定的变化趋势,表示为

$$V_{Ts}(t) = f_T[V_s(t-1), \dots, V_s(t-d), \dots, V_s(t-n)] \quad (1)$$

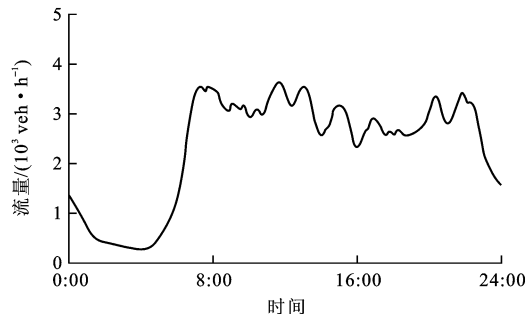


图1 时间相关性曲线

Fig. 1 Temporal correlation curve

式中: $V_{Ts}(t)$ 为由时间相关性推算的研究路段 s 在 t 时刻的交通流; $f_T(\cdot)$ 为交通流时间序列数据的变化趋势函数; $V_s(t-d)$ 为研究路段 s 在 $t-d$ 时刻的交通流, d 为延误。

1.2 空间相关性

图 2 为空间相关性曲线, 数据为北京市某路段及上下游路段交通流量。交通流大数据的空间相关性表现为路段交通流受上下游路段的影响^[21]。上下游路段的交通流数据与研究路段的交通流数据之

间存在空间相关关系, 表示为

$$V_{ss}(t) = f_s[V_1(t), \dots, V_j(t), \dots, V_m(t)] \quad (2)$$

式中: $V_{ss}(t)$ 为由空间相关性推算的研究路段 s 在 t 时刻的交通流; $f_s(\cdot)$ 为上下游路段之间的相关关系函数; $V_j(t)$ 为研究路段的空间相关路段 j 在 t 时刻的交通流, $j=1, 2, \dots, m$ 。

1.3 历史相关性

交通流大数据的历史相关性表现为居民的出行分布在不同天的同一时刻呈现出相似的特点, 尤其

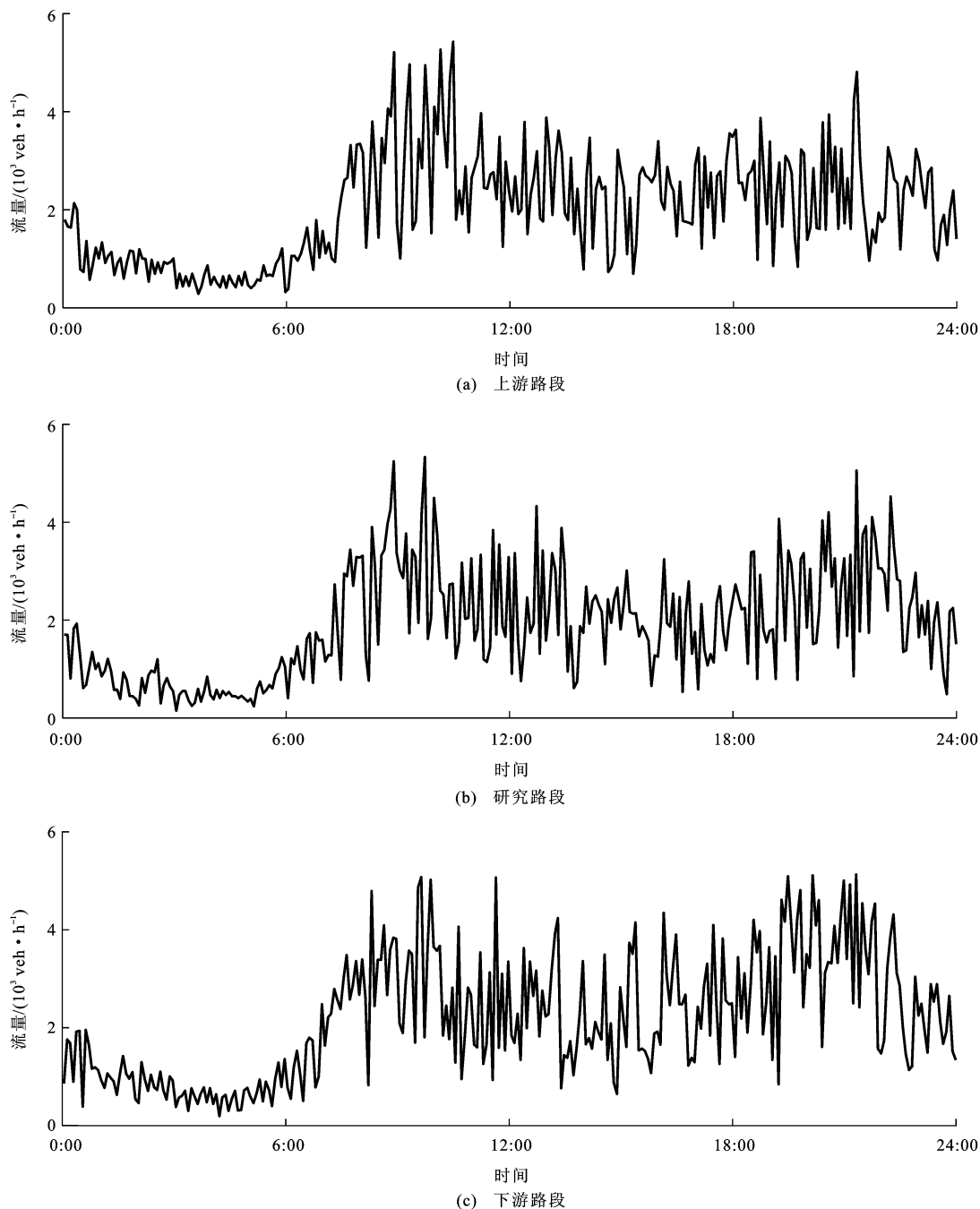


图 2 空间相关性曲线

Fig. 2 Spatial correlation curves

以交通流周期变化规律较为明显^[22],图 3~9 为北京市某路段一周的交通流量曲线,体现了历史相关性。动态交通流数据与历史数据的相关关系表示为

$$V_{Hs}(t) = f_H[V_{s1}(t), \dots, V_{si}(t), \dots, V_{sh}(t)] \quad (3)$$

式中: $V_{Hs}(t)$ 为由历史相关性推算的研究路段 s 在 t 时刻的交通流; $f_H(\cdot)$ 为实时数据与历史数据的相关关系函数; $V_{si}(t)$ 为研究路段 s 在 t 时刻历史相关日期 i 的交通流, $i=1,2,\dots,h$ 。

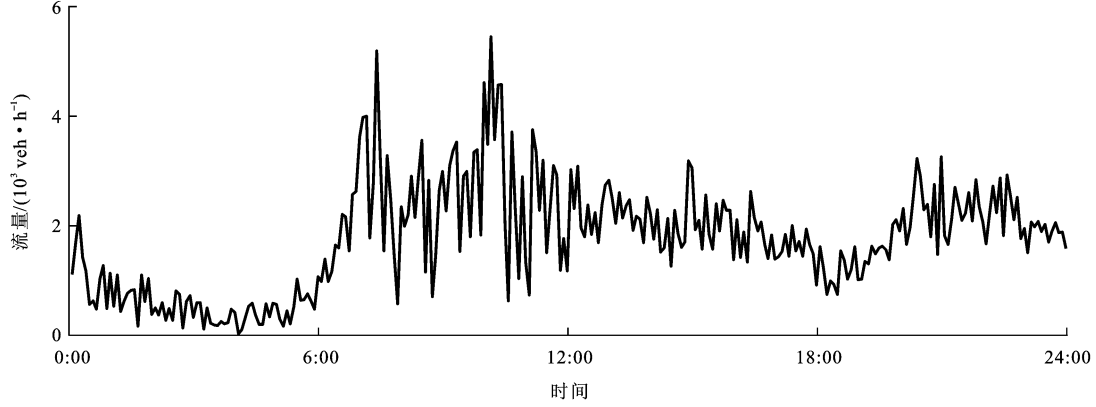


图 3 星期一的交通流量曲线

Fig. 3 Traffic flow curve on Monday

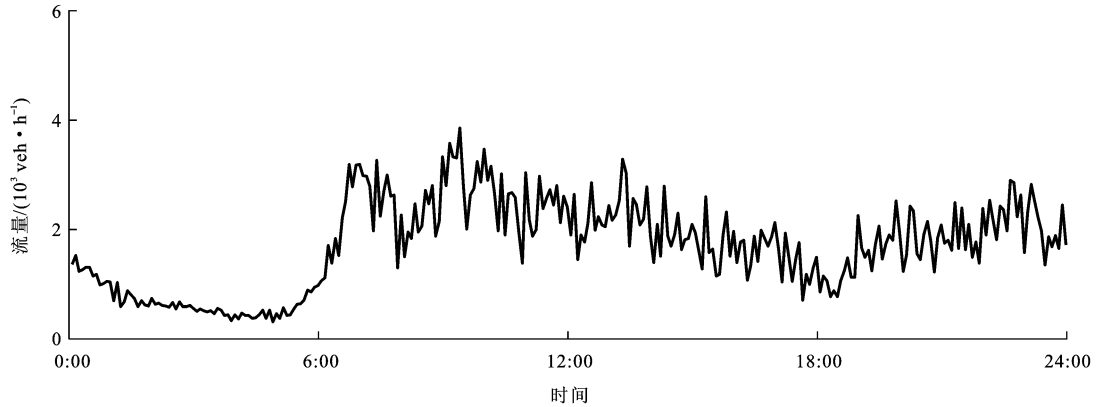


图 4 星期二的交通流量曲线

Fig. 4 Traffic flow curve on Tuesday

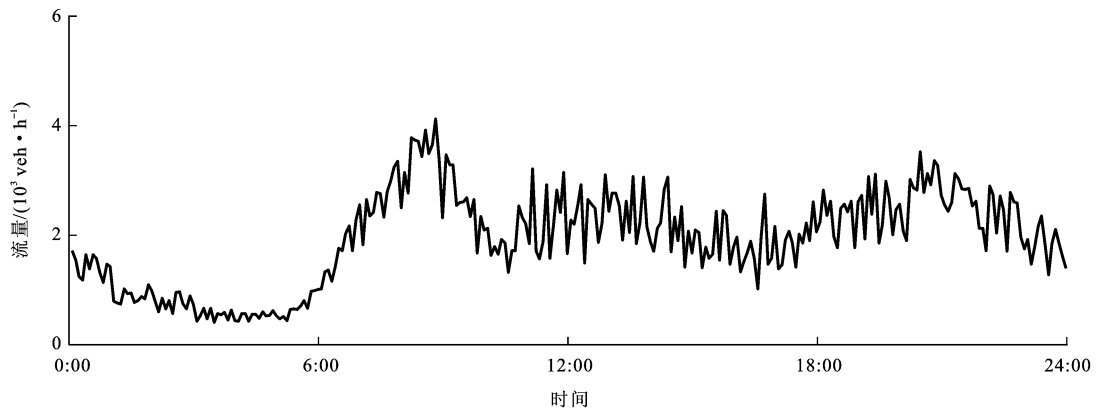


图 5 星期三的交通流量曲线

Fig. 5 Traffic flow curve on Wednesday

2 交通流时空模型

2.1 基础模型建立

考虑交通流大数据的时间相关性、空间相关性

和历史相关性,建立交通流时空模型的基础模型,推算研究路段 s 在 t 时刻的交通流 $V_s(t)$,表示为

$$V_s(t) = \gamma_T V_{Ts}(t) + \gamma_S V_{Ss}(t) + \gamma_H V_{Hs}(t) \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \gamma_T + \gamma_S + \gamma_H = 1$$

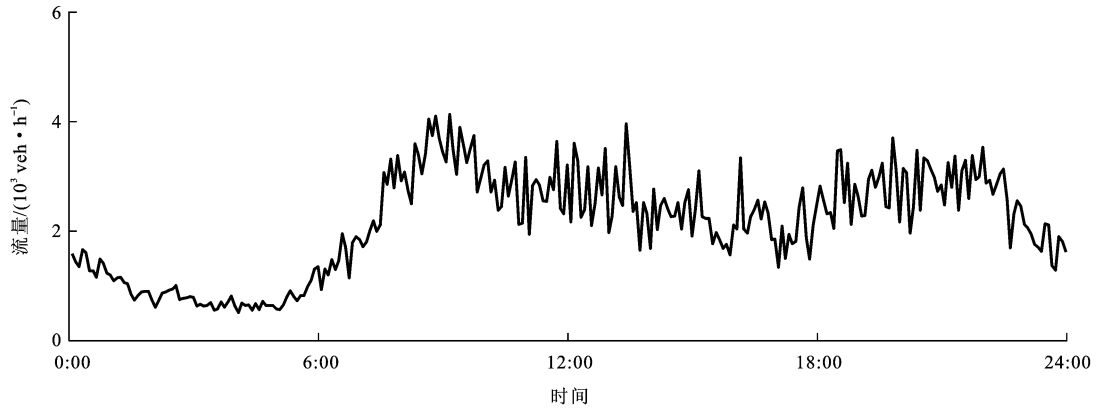


图 6 星期四的交通流量曲线

Fig. 6 Traffic flow curve on Thursday

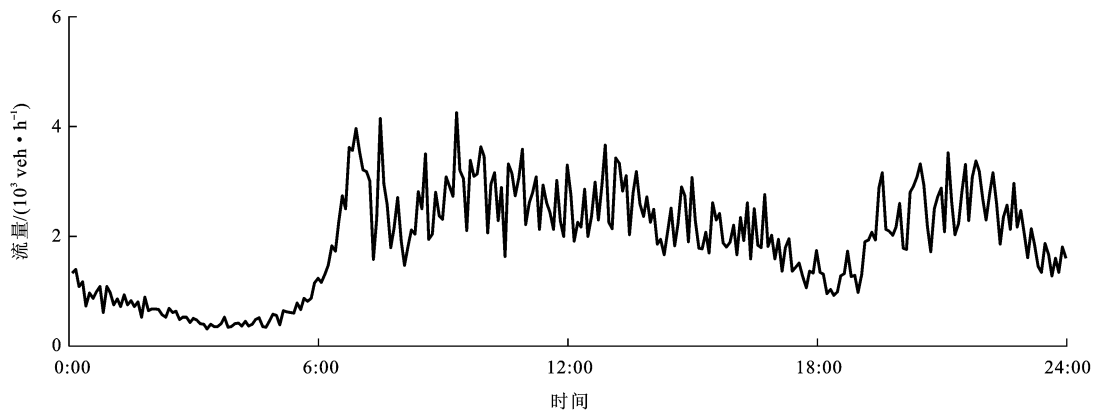


图 7 星期五的交通流量曲线

Fig. 7 Traffic flow curve on Friday

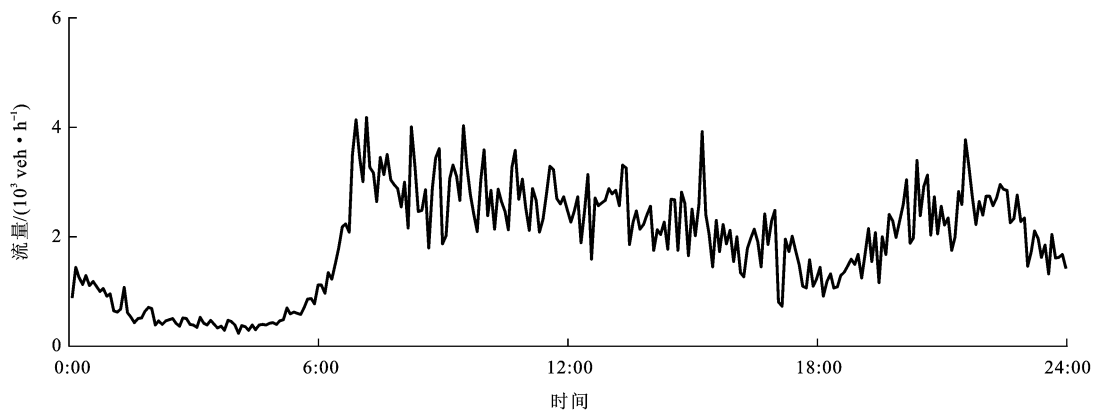


图 8 星期六的交通流量曲线

Fig. 8 Traffic flow curve on Saturday

式中: $\gamma_T, \gamma_S, \gamma_H$ 分别为 3 个交通流推算值的加权值, 均不小于 0。

应用式(1)进行 $V_{Ts}(t)$ 的推算, $f_T(\cdot)$ 可以通过回归分析 ARIMA 模型^[23]得到, 则式(1)可转化为

$$V_{Ts}(t) = \sum_{d=1}^n \theta_d V_s(t-d) \quad (5)$$

$$\sum_{d=1}^n \theta_d = 1$$

式中: θ_d 为研究路段在 $t-d$ 时刻的回归系数, 不小于 0。

应用式(2)进行 $V_{Ss}(t)$ 的推算, $f_s(\cdot)$ 可以由邻域回归 KNN 算法^[24]得到, 则式(2)可转化为

$$V_{Ss}(t) = \sum_{j=1}^m \lambda_j V_j(t) \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^m \lambda_j = 1$$

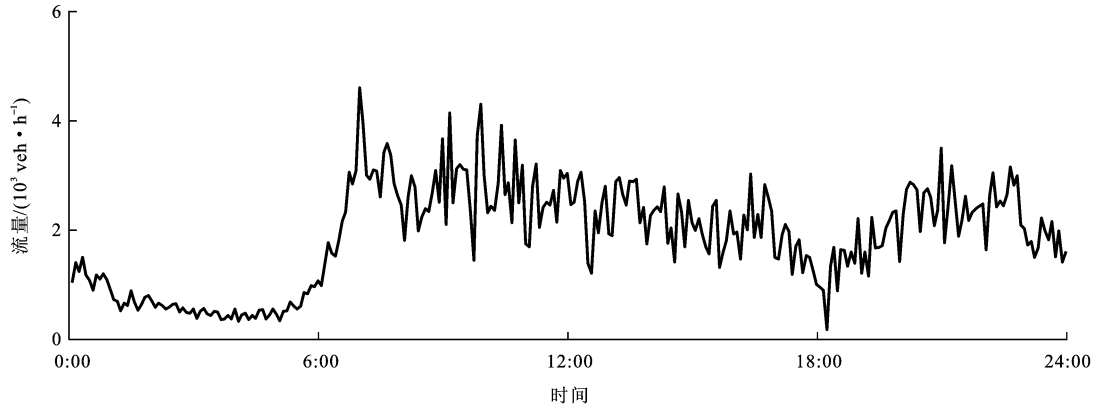


图9 星期日的交通流量曲线

Fig. 9 Traffic flow curve on Sunday

式中: λ_j 为空间相关路段 j 的回归系数, 不小于 0。

应用式(3)进行 $V_{H_s}(t)$ 的推算, 认为交通流数据周期性变化, 一周 7 天, 每天具有不同的特点, 若每 5 min 得到 1 条数据, 1 天共 288 条数据, $f_H(\cdot)$ 可以由傅里叶变换模型^[22]得到, 则式(3)转化为

$$V_{H_s}(t) \in \left\{ V_{H_s}(1), \dots, V_{H_s}(e), \dots, V_{H_s}(288) \right\} \quad (7)$$

式中: $V_{H_s}(e)$ 为由傅里叶变换获得的第 e 个交通量。

定义路段 k 为研究路段 s 的时空相关路段, $k=1, 2, \dots, m+2$, 其中 $k=1, 2, \dots, m$ 为研究路段 s 的空间相关路段, $k=m+1$ 为研究路段 s 的时间序列数据, $k=m+2$ 为研究路段 s 的历史相关数据, 将式(5)~(7)代入式(4), 整理得到

$$V_s(t) = \sum_{k=1}^{m+2} \sum_{d=1}^n \omega_{kd} V_k(t-d) \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^{m+2} \sum_{d=1}^n \omega_{kd} = 1$$

式中: ω_{kd} 为时空相关路段 k 在 $t-d$ 时刻的回归系数, 不小于 0; $V_k(t-d)$ 为时空相关路段 k 在 $t-d$ 时刻的交通流。

2.2 基于双层规划的模型简化

对于大数据实时分析而言, 保证数据处理的精度和速度非常重要。式(8)中未知参数太多, 并且数量不可控, 因此, 将运算的速度和计算的精度作为目标函数, 建立双层规划模型。上层模型通过控制时空相关参数的数量来优化运算的速度 U , 表示为

$$U = \min(\eta) \quad (9)$$

式中: η 为回归系数 ω_{kd} 的数量。

下层模型通过控制误差优化计算的精度 L , 表示为

$$L = \min |V_s(t) - \hat{V}_s(t)| \quad (10)$$

式中: $\hat{V}_s(t)$ 为交通流推算值 $V_s(t)$ 对应的真实值。

2.3 基于数据驱动模型的模型标定

2.3.1 η 的求解

确定未知参数的数量 η 的具体步骤如下。

Step 1: 确定 η 的取值范围。

未知参数的数量不能超过一个阈值, 经过多次试验发现, 当 $\eta < 4$ 时, 相关系数差别不大, 均较大, 当 $\eta > 8$ 时, 相关系数迅速衰减, 且较小, 故 η 取值范围为 $[4, 8]$ 。

Step 2: 计算相关系数。

计算 $t-d$ 时刻研究路段 s 与其时空相关路段 k 的相关系数 r_{kd} ^[25], 求解每个时空相关路段 k 对应的最大相关系数 r_k , 以确定对应的延误 d_k , 表示为

$$r_k = \max(r_{kd}) \quad (11)$$

$$r_{kd} = \left[\frac{\sum_{t=1}^{n-d} V_s(t) V_k(t-d) - \frac{1}{n-d} \sum_{t=1}^{n-d} V_s(t) \cdot \sum_{t=1}^{n-d} V_k(t-d)}{\left[\left(\sum_{t=1}^{n-d} (V_s(t))^2 - \frac{1}{n-d} \left(\sum_{t=1}^{n-d} V_s(t) \right)^2 \right) \left(\sum_{t=1}^{n-d} (V_k(t-d))^2 - \frac{1}{n-d} \left(\sum_{t=1}^{n-d} V_k(t-d) \right)^2 \right) \right]^{1/2}} \right] \quad (12)$$

Step 3: 选取时空相关路段。

将 r_k 由小到大排列, 寻找 r_k 的突变值, 以确定 η 的取值, 取数值较大的 η 位 r_k 对应的路段 k 作为时空相关范围, 并重新进行编码, 得到时空相关路段 l 对应的最大相关系数 r'_l 及其对应的延误 d'_l 与交通流 $V'_l(t-d'_l)$, 其中, $l=1, 2, \dots, \eta$ 。

2.3.2 参数削减

通过 η 求解阶段的模型, 未知参数数量减小, 但

是,求解的难度依然很大,可以通过参数削减进一步简化,具体步骤如下。

Step 1: 计算归一化系数。

使用归一化的 r'_i 作为 $V'_i(t-d'_i)$ 的系数,得到

$$\omega_i = r'_i / \sum_{l=1}^{\eta} r'_l \quad (13)$$

$$\sum_{l=1}^{\eta} \omega_l = 1$$

式中: ω_l 为 r'_l 的归一化系数,不小于 0。

Step 2: 求解系统误差。

引入修正参数 φ, ϵ 进行标定,削减由于参数替换产生的系统误差

$$V_s(t) = \varphi \sum_{l=1}^{\eta} \omega_l V'_l(t-d'_l) + \epsilon \quad (14)$$

3 交通流故障数据修正框架

根据交通流时空模型,进行交通流故障数据修正,具体流程见图 10。

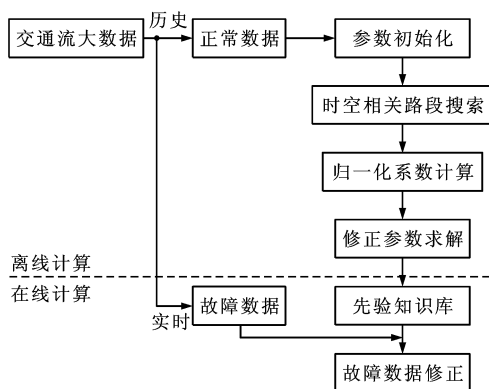


图 10 故障数据修正流程

Fig. 10 Repair flow of malfunction data

4 案例研究

以北京市四环路(快速路)某路段(图 11 中路段 s)为研究对象,对本文交通流故障数据修正方法进行

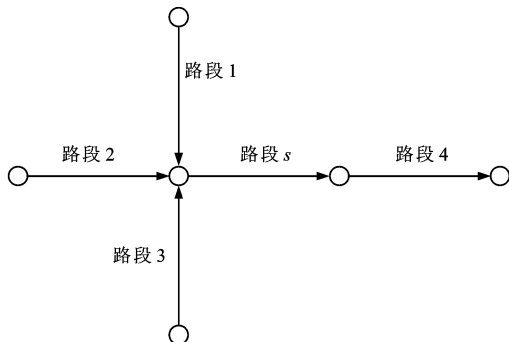


图 11 路段的空间关系

Fig. 11 Spatial relation of road sections

有效性和可行性研究。基础数据为研究路段及其相关路段一周的交通流量数据(5 min 为间隔的微波检测器数据)。

4.1 离线计算

4.1.1 参数初始化

根据路段 s 的路段属性及其交通网络特性,取路段 s 的上下游路段进行算例研究,其中,路段 2、4 与路段 s 为城市快速路,路段 1、3 为快速路联络线。

4.1.2 时空相关路段搜索

计算研究路段 s 与空间相关路段 1~4 的相关系数,以及研究路段 s 与其时间序列数据、历史相关数据的相关系数,计算结果见图 12~17。

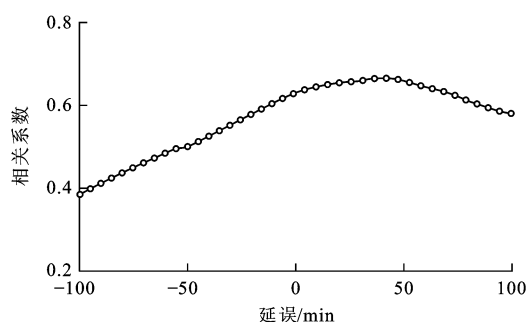


图 12 路段 1 的相关系数

Fig. 12 Correlation coefficients of road section 1

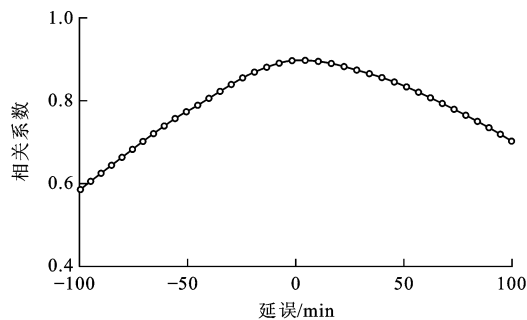


图 13 路段 2 的相关系数

Fig. 13 Correlation coefficients of road section 2

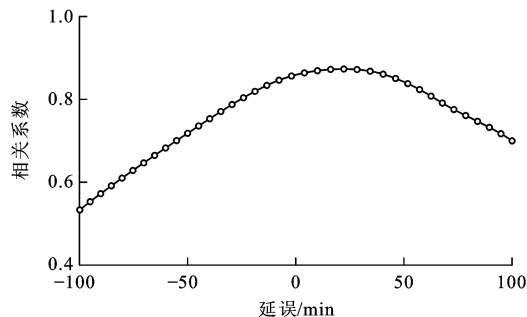


图 14 路段 3 的相关系数

Fig. 14 Correlation coefficients of road section 3

比较 r_{kl} 的大小,确定对应的延误 d_k ,将 r_k 从小到大排列,寻找 r_k 的突变值,确定 $\eta=5$ 。取数值较大的 5 位作为时空相关范围,时空相关路段的搜索

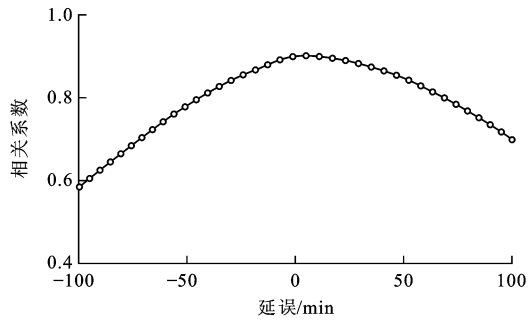


图 15 路段 4 的相关系数

Fig. 15 Correlation coefficients of road section 4

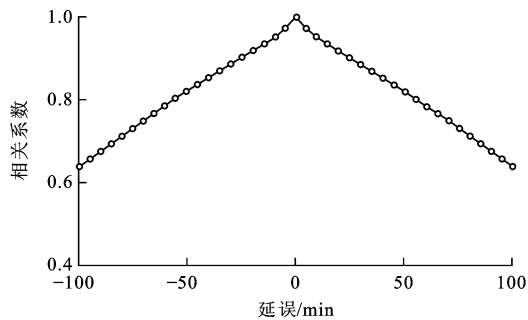


图 16 时间序列数据的相关系数

Fig. 16 Correlation coefficients of time series data

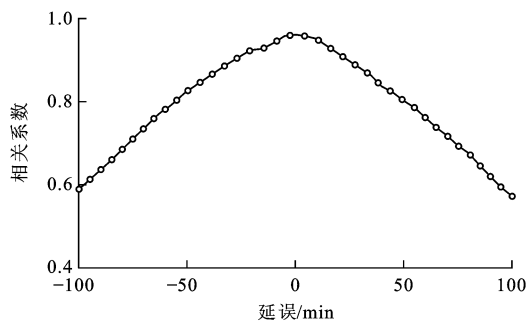


图 17 历史数据的相关系数

Fig. 17 Correlation coefficients of historical data

结果为:路段 2、3、4 与 s 的时间序列数据和历史相关数据。时空相关系数计算结果见表 1。

表 1 时空相关系数

Tab. 1 Temporal-spatial correlation coefficients

l	时空相关路段	d'_l/min	r'_l	ω_l
1	路段 3	15	0.869 5	0.189 0
2	路段 2	5	0.897 4	0.195 1
3	路段 4	5	0.899 8	0.195 6
4	路段 s (历史相关数据)	0	0.962 5	0.209 2
5	路段 s (时间序列数据)	5	0.970 6	0.211 0

4.1.3 归一化系数计算

应用式(13)计算归一化系数 ω_l , 见表 1。

4.1.4 修正参数求解

根据基础数据,应用回归分析对修正参数 φ, ε 进行求解,得

$$V_s(t) = 1.137\ 7[0.195\ 1V_2(t-5) + 0.189\ 0V_3(t-15) + 0.211\ 0V_s(t-5) + 0.209\ 2V_{Hs}(t) + 0.195\ 6V_4(t-5)] + 47.777 \quad (15)$$

流量的决定系数为 0.930 4, 拟合曲线见图 18。

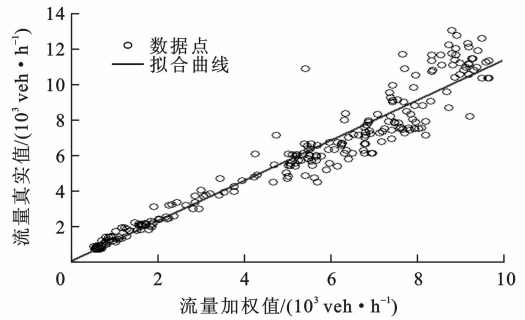


图 18 拟合曲线

Fig. 18 Fitting curve

4.2 在线计算

根据实时数据,基于先验知识推算修正值,将路段 s 某天的流量数据作为验证数据,用于验证的数据不存在故障情况。

使用建立的时空模型对路段 s 的交通流量数据进行推算,对交通流量的真实值和推算值进行比较,结果见图 19。

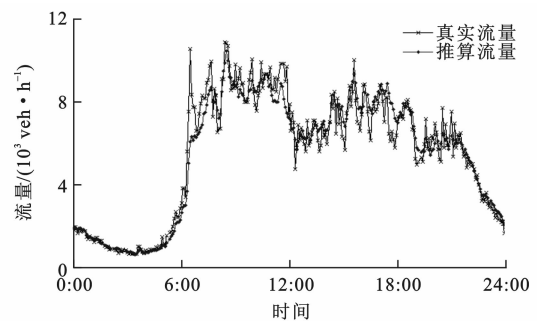


图 19 交通流真实值与推算值的比较

Fig. 19 Comparison of real and estimated traffic flow

4.3 结果分析

基于时空模型的交通流故障数据修正方法综合考虑了时间相关性、空间相关性和历史相关性等因素,因此,有必要与考虑单一因素的方法进行对比分析。对本文方法与传统基于历史趋势的方法、基于空间相关的方法、基于时间序列的方法进行对比分析。考虑到交通流在高峰和非高峰期间的变化明显,平均绝对百分比误差(MAPE)反映了数据变化的平均幅度,本文选用 MAPE 进行精度分析,精度定义为 1 减 MAPE 值。不同方法精度的计算结果见表 2,基于历史趋势、基于空间相关与基于时间序列的交通流故障数据修正方法的精度分别为 79.65%、85.16%、89.84%,而本文基于时空模型的方法精度最高,为

90.91%,这一方面说明了路段交通流在历史、空间和时间 3 个维度下呈现了一定的相关性特点,即时间相关性大于空间相关性大于历史相关性,另一方面说明了综合考虑时间相关性、空间相关性和历史相关性具有更大的意义,即基于时空模型的推算精度最优。综上所述,本文方法可以有效进行交通流故障数据修正。

表 2 不同方法的精度

Tab. 2 Precisions of different methods

方法	基于历史趋势的方法	基于空间相关的方法	基于时间序列的方法	基于时空模型的方法
精度/%	79.65	85.16	89.84	90.91

5 结 语

(1)本文以交通流的时间相关性、空间相关性和历史相关性为基础,建立了基础交通流时空模型。为了保障数据处理的精度和速度,将时空模型简化,抽象为双层规划模型,应用数据驱动的方法进行标定。进而将交通流时空模型应用于交通流故障数据的修正,并以案例研究验证了方法的有效性和可行性。

(2)与基于单一性质建立的模型相比,交通流时空模型综合描述了交通流的时间相关性、空间相关性和历史相关性,用于交通流故障数据修正时,具有较高的精度。另外,交通流时空模型从时空相关分析角度,定量解决了传统组合模型中不同分析方法的权重选择问题。

(3)交通流时空模型也可以用于短时交通流预测与交通拥堵机理分析等,并在此基础上可以进一步拓展其应用。修正交通流故障数据之后,可以进行交通流数据的进一步分析与挖掘,服务于智能交通系统功能的实现和完善。

参考文献:

References:

- [1] FRANKEL F, REID R. Big data; distilling meaning from data[J]. Nature, 2008, 455(7209): 30.
- [2] LOS W, WOOD J. Dealing with data; upgrading infrastructure[J]. Science, 2011, 331(6024): 1515-1516.
- [3] 陆化普,孙智源,屈闻聪.大数据及其在城市智能交通系统中的应用综述[J].交通运输系统工程与信息,2015,15(5):45-52.
LU Hua-pu, SUN Zhi-yuan, QU Wen-cong. Big data and its applications in urban intelligent transportation system[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2015, 15(5): 45-52. (in Chinese)
- [4] DONG Hong-hui, SUN Xiao-liang, JIA Li-min, et al. Traffic

- condition estimation with a pre-selection space time model[J]. Journal of Central South University of Technology: English Edition, 2012, 19(1): 206-212.
- [5] DARAGHMIY A, YI C W, CHIANG T C. Negative binomial additive models for short-term traffic flow forecasting in urban areas[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 784-793.
- [6] ARNAOUT G M, BOWLING S. A progressive deployment strategy for cooperative adaptive cruise control to improve traffic dynamics[J]. International Journal of Automation and Computing, 2014, 11(1): 10-18.
- [7] CHEN Da-shan, XIA Li-guo, GUO Da-yuan, et al. Space optimization of speed guidance control on urban expressway[J]. International Journal of Control and Automation, 2014, 7(9): 215-224.
- [8] 王晓原,张敬磊,吴 芳.交通流数据清洗规则研究[J].计算机工程,2011,37(20):191-193.
WANG Xiao-yuan, ZHANG Jing-lei, WU Fang. Research on traffic flow data cleaning rules[J]. Computer Engineering, 2011, 37(20): 191-193. (in Chinese)
- [9] 刘东波,代磊磊,李 娅,等.基于信号周期计算的交叉口管控时段划分[J].吉林大学学报:工学版,2013,43(6):1471-1475.
LIU Dong-bo, DAI Lei-lei, LI Ya, et al. Intersection traffic control period division method based on signal cycle calculation[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2013, 43(6): 1471-1475. (in Chinese)
- [10] 金逸文,王景成.基于相关分析的交通流参数修正方法研究[J].控制工程,2008,15(增):142-144,147.
JIN Yi-wen, WANG Jing-cheng. Modifying of traffic flow data based on correlation analysis[J]. Control Engineering of China, 2008, 15(S): 142-144, 147. (in Chinese)
- [11] CHANG Gang, ZHANG Yi, YAO Dan-ya. Missing data imputation for traffic flow based on improved local least squares[J]. Tsinghua Science and Technology, 2012, 17(3): 304-309.
- [12] 郭 敏,蓝金辉,李娟娟,等.基于灰色残差 GM(1,N) 模型的交通流数据恢复算法[J].交通运输系统工程与信息,2012,12(1):42-47.
GUO Min, LAN Jin-hui, LI Juan-juan, et al. Traffic flow data recovery algorithm based on gray residual GM(1,N) model[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2012, 12(1): 42-47. (in Chinese)
- [13] 李 琦,姜桂艳.城市快速路车辆检测器数据质量评价与控制方法[J].交通运输工程学报,2013,13(2):120-126.
LI Qi, JIANG Gui-yan. Quality evaluation and control method of vehicle detector data on urban expressway[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2013, 13(2): 120-126. (in Chinese)
- [14] 陆化普,屈闻聪,孙智源.基于 S-G 滤波的交通流故障数据识别与修复算法[J].土木工程学报,2015,48(5):123-128.
LU Hua-pu, QU Wen-cong, SUN Zhi-yuan. Detection and

(下转第 117 页)

- repair algorithm of traffic erroneous data based on S-G filtering[J]. China Civil Engineering Journal, 2015, 48(5): 123-128. (in Chinese)
- [15] 赵玲, 王佳璆, 邓敏, 等. 基于行车时间的道路网络时空自相关模型研究[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2012, 43(10): 4114-4122.
- ZHAO Ling, WANG Jia-qiu, DENG Min, et al. Spatial-temporal autocorrelation model of road network based on travelling time[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2012, 43(10): 4114-4122. (in Chinese)
- [16] 陈绍宽, 韦伟, 毛保华, 等. 基于改进时空 Moran's I 指数的道路交通状态特征分析[J]. 物理学报, 2013, 62(14): 519-525.
- CHEN Shao-kuan, WEI Wei, MAO Bao-hua, et al. Analysis on urban traffic status based on improved spatio-temporal Moran's I [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(14): 519-525. (in Chinese)
- [17] LIANG Zi-lu, WAKAHARA Y. Real-time urban traffic amount prediction models for dynamic route guidance systems[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2014, 2014(8): 1018-1030.
- [18] LI Li, CHEN Xi-qun, LI Zhi-heng, et al. Freeway travel-time estimation based on temporal-spatial queueing model[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3): 1536-1541.
- [19] WU Shan-hua, YANG Zhong-zhen, ZHU Xiao-cong, et al. Improved k -nn for short-term traffic forecasting using temporal and spatial information[J]. Journal of Transportation Engineering, 2014, 140(7): 1-9.
- [20] 弓晋丽, 彭贤武. 城市道路交通流时间序列模式相似性分析[J]. 公路交通科技, 2013, 30(11): 119-123.
- GONG Jin-li, PENG Xian-wu. Analysis of similarity of pattern of traffic flow time series on urban road[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2013, 30(11): 119-123. (in Chinese)
- [21] 刘小明, 及延辉, 李颖宏, 等. 交通瓶颈影响下两路口联动控制策略研究[J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2012, 36(1): 29-33.
- LIU Xiao-ming, JI Yan-hui, LI Ying-hong, et al. Study on two intersections linkage control under traffic bottleneck[J]. Journal of Wuhan University of Technology: Transportation Science and Engineering, 2012, 36(1): 29-33. (in Chinese)
- [22] 孙立光, 李瑞敏, 董岫, 等. 短时交通流组合预测模型研究[J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2010, 34(5): 874-876, 881.
- SUN Li-guang, LI Rui-min, DONG Shen, et al. Study on short-term traffic flow combined forecast method[J]. Journal of Wuhan University of Technology: Transportation Science and Engineering, 2010, 34(5): 874-876, 881. (in Chinese)
- [23] PENG Yu, LEI Miao, LI Jun-bao, et al. A novel hybridization of echo state networks and multiplicative seasonal ARIMA model for mobile communication traffic series forecasting[J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(3/4): 883-890.
- [24] 于滨, 邬珊华, 王明华, 等. K 近邻短时交通流预测模型[J]. 交通运输工程学报, 2012, 12(2): 105-111.
- YU Bin, WU Shan-hua, WANG Ming-hua, et al. K -nearest neighbor model of short-term traffic flow forecast[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2012, 12(2): 105-111. (in Chinese)
- [25] 夏英, 梁中军, 王国胤. 基于时空分析的短时交通流量预测模型[J]. 南京大学学报: 自然科学, 2010, 46(5): 552-560.
- XIA Ying, LIANG Zhong-jun, WANG Guo-yin. Research of short-term traffic flow forecasting model based on spatio-temporal analysis[J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2010, 46(5): 552-560. (in Chinese)