

分对数模型在城市快速路交通状态预测中的应用

杨兆升¹, 龚勃文¹, 林赐云¹, 张欣伟²

(1. 吉林大学 交通学院, 长春 130022; 2. 陕西理工学院 经济贸易系, 陕西汉中 723001)

摘要: 在分析相邻检测器截面间交通流的高度非线性和时空耦合性特点的基础上, 结合上海市某一快速路段环型线圈检测器数据和浮动车 GPS 数据, 采用数据挖掘技术提取检测器截面间的交通流时空数据。运用多项式分对数模型对所提取的时空数据进行统计分类分析, 依托特征参数建立交通状态多项 K-Logit 指数模型。结合快速路匝道控制措施, 采用 VISSIM COM 与 VC++6.0 为仿真平台, 对实验数据进行仿真, 结果表明: 分对数模型对交通状态的预测精度能达到 93.65%, 行程时间平均缩减了 17.1%, 车辆延误降低了 11.9%, 行车速度提高了 14.6%。

关键词: 多项 K-Logit 指数模型; 多源数据融合; 交通状态预测

中图分类号: U 491.2

文献标识码: A

文章编号: 0254-0037(2009)04-0486-07

实时准确的交通状态预测为交通控制、交通诱导策略的实施提供决策依据, 对于预防和缓解交通拥堵的发生具有积极的作用。目前, 交通状态的研究重点主要集中在利用人工智能、模式识别、神经网络等技术对路网当前交通状态进行识别或评估, 采用的技术一般通过直接提取截面检测器数据(流量、速度、占有率)作为特征参数对交通状态进行识别。对交通流的时空关联性以及检测器截面上下游之间的区间交通信息考虑不足。因此, 交通状态信息的提供对交通控制和交通诱导不具有前瞻性。分对数模型(the multinomial logit model, 简称 MNL)在选用能表征相邻状态参数的基础上, 通过样本数据的统计分类分析, 推测出各种分类状态在下一单位时间出现的概率。模型具有较好的可移植性^[1], 近年来被广泛应用于交通评价与预测中。

本文在分析相邻检测器截面间交通流的高度非线性和时空耦合性特点的基础上, 结合上海市某一快速路段环型线圈检测器数据和浮动车 GPS 数据, 采用数据挖掘技术提取检测器截面间的交通流时空数据。运用分对数模型实现对交通状态的实时预测并以交通状态预测结果为依据, 改变匝道调节率, 实现匝道控制的自适应调节, 采用 VISSIM COM 与 VC++6.0 为仿真平台进行仿真实验。

1 分对数模型的基本理论

分对数模型以随机效用理论为基础, 采用效用函数来分析各分类情况发生的确定因素与不确定因素, 并认为效用最大的分支是最有可能发生的, 即遵循效用最大化假设^[2]。多项 K-Logit 指数模型(the K-deformed multinomial logit model, 简称 K-MNL)针对传统的分对数模型(即 Logit 模型)中存在的缺陷(即效用确定项线性组合形式过于简单, 不能很好地拟合实际情况), 为使其更加有效地适应分类问题的求解, 增强函数变化的灵活性, 而引入了 k 指数函数^[3]。假设 C_n 为分类集合, 则其各分类的效用函数 U_{in} 的具体形式为

$$U_{in} = (V_{in})_k + \mu e_{in} \quad (1)$$

$$(V_{in})_k = \frac{1}{k} \ln(kV_{in} + \sqrt{1 + (kV_{in})^2}) \quad (2)$$

收稿日期: 2008-08-02.

基金项目: “863”国家高技术研究发展计划资助项目(2007AA12Z2242, 2007AA11Z218, 2007AA11Z245).

作者简介: 杨兆升(1938-), 男, 辽宁大连人, 教授, 博士生导师。

$$V_{in} = \beta_{i0} + \beta_{i1} X_{in1} + \cdots + \beta_{ik} X_{ink} \quad (3)$$

式中, $(V_{in})_k$ 为可观测的要素向量 X_{in} 组成的效用确定项 V_{in} 的 k 指数函数; ϵ_{in} 为不可观测要素向量 \bar{X}_{in} 组成的效用随机变动项, μ 为正常数.

2 快速路交通流特性分析

如图 1 所示, 上海市某快速路段结构示意, 在截面 A、B、C、D 处均设有检测器, 检测器间距为 500 m; 同时, 运行在路段上的浮动车每 2 s 发送 1 次 GPS 数据. 路段时空数据分析处理的间隔为 5 min.

考虑到交通状态预测主要利用了交通状态时空关联性强的特点, 交通状态参数时间序列能较好地反映交通波的变化趋势^[4]. 图 2 所示为交通参数变化趋势曲线, 图中所示特征参数随交通状态的变化较为明显, 尤其是相邻时刻参数比值比固定时刻的参数值更能细腻地体现交通状态的变化.

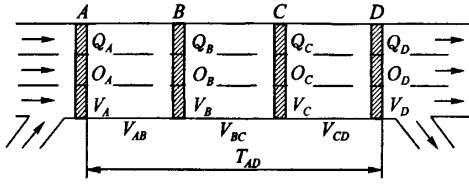


图 1 城市快速路结构示意

Fig. 1 Detections setting in urban expressway

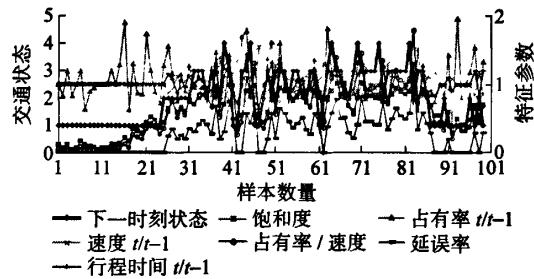


图 2 交通状态参数随交通状态变化

Fig. 2 Traffic parameters fluctuate as traffic condition changing

3 交通状态预测模型的建立

K-MNL 不但继承了 MNL 模型各分类选择概率总合为 1 的合理性, 经验证, $(V_{in})_k$ 比传统的 V_{in} 更加具有灵活性, 更具普遍意义^[3]. 在实际应用过程中, 通过选取合适的 k 值, 还可获得比 MNL 模型更贴近实际情况的模型. 本文所建立的实时交通状态预测模型为一步预测模型, 以 5 min 为预测间隔, 采用 K-MNL 模型完成.

3.1 K-MNL 模型的构建思路

在假设式(1)中效用的变动项 ϵ_{in} 和确定项 V_{in} 相互独立, 而且 ϵ_{in} 服从多重指数分布的前提下, 结合式(2)中对 V_{in} 的 k 指数式变形, 可推导出基于多项 K-Logit 指数模型的概率形式为

$$P_{in} = \frac{e^{(V_{in})_k}}{\sum_{j \in C_n} e^{(V_{jn})_k}} \quad (4)$$

式中, P_{in} 为时间间隔 n 出现第 i 种交通状态的概率.

K-MNL 模型的具体建模和计算流程, 如图 3 所示.

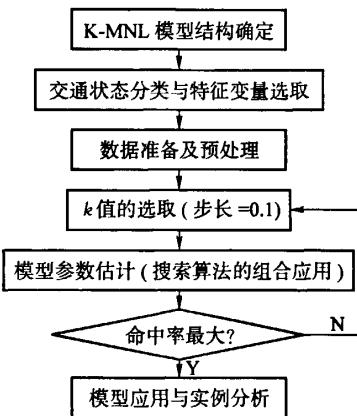


图 3 交通状态预测 K-MNL 模型的计算过程

Fig. 3 The process of K-MNL model for traffic condition prediction

3.2 交通状态分类与特性变量选取

3.2.1 交通状态分类

结合美国 HCM 道路评价指标以及公安部《城市道路交通管理评价指标体系》对道路服务水平的划分,以道路饱和度与路段区间平均速度划分交通状态等级。将交通状态划分为:畅通、轻微拥挤、拥挤、堵塞。交通状态分类如表 1 所示,其中 ρ 为道路饱和度; V 为平均行程速度(km/h)。

表 1 交通状态分类

Table 1 Traffic condition classification

交通状态	性能指标	代码
畅通	$\rho < 0.6$ 并且 $V < 45$	1
	$\rho < 0.8$ 并且 $30 \leq V < 45$	
轻微拥挤	或者	2
	$0.6 \leq \rho < 0.8$ 并且 $V \geq 45$	
拥挤	$\rho < 1$ 并且 $15 \leq V < 30$	
	或者	3
堵塞	$0.8 \leq \rho < 1$ 并且 $V \geq 30$	
	$V < 15$ 或者 $\rho \geq 1$	4

3.2.2 特征变量的选择

所谓特征变量的选择是指对表征交通状态及其变化的相关交通状态参数的选择。根据交通特性分析结果,综合交通参数表征交通状态的灵敏度,本文选取路段截面的流量与通行能力之比^[5-6],路段区间平均行程延误率,路段截面占有率、速度、行程时间的 t 时刻与 $t-1$ 时刻之比,以及当前时刻占有率与速度之比作为特征变量。模型中特征变量的取值方法见表 2。

表 2 特征变量选取

Table 2 Selection of characteristic variables

特征变量	参数名
流量与通行能力之比	ρ_i
占有率增长率	ΔO_i
地点速度增长率	ΔU_i
占有率与地点速度之比	β_i
AD 段平均行程延误率	D_{AD}
相邻时刻 AD 段平均行程时间之比	R_{AD}

注: i 表示不同的截面

3.3 数据准备及预处理

根据图 2 交通参数对交通状态表征的灵敏度,为全面且灵敏地表征和预测路段交通状态信息,本文对模型的输入参数进行了处理。将截面检测器所提供的流量、速度及占有率数据,经过一定的变换计算,作为截面特征参数引入到模型中,通过 GPS 数据对 AD 段区间平均速度进行估计,并计算与区间平均行程时间相关的参数。

占有率增长率计算公式为

$$\Delta O_i(t) = \frac{O_i(t) - O_i(t-1)}{O_i(t-1)} \quad (5)$$

式中, $\Delta O_i(t)$ 为截面 i 在 t 时刻占有率的增长率; $O_i(t)$ 和 $O_i(t-1)$ 分别为截面 i 在 t 和 $t-1$ 时刻的占有率。

地点速度增长率计算公式为

$$\Delta U_i(t) = \frac{U_i(t) - U_i(t-1)}{U_i(t-1)} \quad (6)$$

式中, $\Delta U_i(t)$ 为截面 i 在 t 时刻速度的增长率; $U_i(t)$ 和 $U_i(t-1)$ 分别为截面 i 在 t 和 $t-1$ 时刻的速度。

AD 段平均行程延误率计算公式为

$$\beta_i(t) = \frac{O_i(t)}{U_i(t)} \quad (7)$$

式中, $\beta_i(t)$ 为截面 i 在 t 时刻占有率与速度的比值.

车载 GPS 能提供车辆位置的经纬度信息、瞬时速度及行程时间等信息^[7-8], 属于 AD 段的所有车载 GPS 点数据经质量检测后, 得 AD 段的路段区间平均速度 \bar{V}_{AD} 为

$$\bar{V}_{AD} = \frac{\sum \Delta d}{\sum \Delta t} \quad (8)$$

式中, $\sum \Delta d$ 和 $\sum \Delta t$ 分别为 5 min 时间间隔内, AD 区间中所有浮动车行驶距离、时间之和.

区间平均行程时间 \bar{T}_{AD} 为

$$\bar{T}_{AD}(t) = \frac{L_{AD}}{\bar{V}_{AD}(t)} \quad (9)$$

式中 L_{AD} 为路段长度.

区间平均行程时间延误率 D_{AD} 为

$$D_{AD}(t) = \frac{\bar{T}_{AD}(t) - T_0}{T_0} \quad (10)$$

式中 T_0 为车辆在区间 AD 以限速行驶时的行程时间.

相邻时刻 AD 区间平均行程时间之比为

$$R_{AD}(t) = \frac{T(t)}{T(t-1)} \quad (11)$$

3.4 模型参数标定

交通状态预测实时性要求较高, 为了快速、准确地完成模型的参数标定, 作者结合本文模型样本数量大及特征变量数量多的特点, 在求解对数似然函数最大值时, 进行模型参数估计, 采用优化组合算法, 汲取线性最速下降法在大范围搜索速度快的特点以及牛顿系列算法在接近最优解的小范围搜索速度快的特点^[9], 利用 VC++ 实现模型参数的快速求解. 具体求解思路: 1) 最速下降法在大范围找到 1 个好的初始点给牛顿法; 2) 在最优点附近改用牛顿法, 用最速下降法找到的点作为牛顿法的初始点, 提高逼近速度与精度. 上述 2 种方法的结合, 充分吸收各自的优点, 扬长避短. 在获取全局最优点的同时, 提高逼近精度和速度.

表 3 中参数值均是在置信水平 $\alpha = 0.1$, t 检验值的绝对值大于 1.65 的情况下获取的. 由表 3 可得各分支的效用函数表达式为

$$\begin{aligned} V_{1n} = & 4055.50 \times X_1 - 9121.12 \times X_2 - 49544.52 \times X_3 - 32.39 \times X_4 + \\ & 5548.46 \times X_5 - 10167.66 \times X_6 + 19815.64 \times X_7 + 31405.03 \times X_8 + \\ & 10721.25 \times X_9 + 7035.79 \times X_{10} + 18922.46 \times X_{11} - 1407.49 \times X_{12} - \\ & 23917.11 \times X_{13} - 38616.43 \times X_{14} + 1059.05 \times X_{15} - 8811.57 \times X_{16} + \\ & 2157.41 \times X_{17} + 18461.16 \times X_{18} + 4937.31 \times X_{19} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} V_{2n} = & 8.78 \times X_1 + 1883.07 \times X_2 + 137.54 \times X_3 - 48.45 \times X_4 - \\ & 700.95 \times X_5 - 368.53 \times X_6 - 183.90 \times X_7 + 1451.94 \times X_8 + \\ & 896.87 \times X_9 - 1211.00 \times X_{10} - 914.86 \times X_{11} + 739.48 \times X_{12} - \\ & 406.86 \times X_{13} - 834.30 \times X_{14} + 686.52 \times X_{15} - 3502.00 \times X_{16} - \\ & 65.32 \times X_{17} + 17.57 \times X_{18} + 377.21 \times X_{19} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} V_{3n} = & 77.42 \times X_1 + 114.12 \times X_2 + 21.37 \times X_3 + 726.48 \times X_4 + \\ & 624.82 \times X_5 + 144.97 \times X_6 - 119.06 \times X_7 - 35.11 \times X_8 + \\ & 223.82 \times X_9 + 81.77 \times X_{10} + 322.24 \times X_{11} - 329.17 \times X_{12} - \\ & 215.51 \times X_{13} + 257.93 \times X_{14} + 328.51 \times X_{15} - 421.90 \times X_{16} - \\ & 566.91 \times X_{17} + 100.14 \times X_{18} - 671.47 \times X_{19} \end{aligned} \quad (14)$$

$$V_{4n} = -1382.32 \times X_1 + 608.86 \times X_2 + 277.88 \times X_3 - 881.77 \times X_4 -$$

$$\begin{aligned}
 & 415.60 \times X_5 + 751.19 \times X_6 + 309.00 \times X_7 + 274.20 \times X_8 - \\
 & 137.14 \times X_9 + 718.41 \times X_{10} + 62.14 \times X_{11} + 278.61 \times X_{12} + \\
 & 120.03 \times X_{13} + 645.87 \times X_{14} + 277.73 \times X_{15} + 165.48 \times X_{16} + \\
 & 253.13 \times X_{17} + 13.50 \times X_{18} - 649.49 \times X_{19}
 \end{aligned} \quad (15)$$

将式(12)~(15)的效用函数代入式(4),即可得到K-MNL模型,进行交通状态预测.

表3 K-MNL模型参数标定

Table 3 Calibration of K-MNL mode parameters

参变量		畅通	轻微拥挤	拥挤	严重拥堵
常数项	C	X ₁	4 055.50	8.78	77.42
截面 A	ρ_A	X ₂	-9 121.12	1 883.07	114.12
	ΔO_A	X ₃	-49 544.52	137.54	21.37
	ΔV_A	X ₄	-32.39	-48.45	726.48
	β_A	X ₅	5 548.46	-700.95	624.82
截面 B	ρ_B	X ₆	-10 167.66	-368.53	144.97
	ΔO_B	X ₇	19 815.64	-183.90	-119.06
	ΔV_B	X ₈	31 405.03	1 451.94	-35.11
	β_B	X ₉	10 721.25	896.87	-137.14
截面 C	ρ_C	X ₁₀	7 035.79	-1 211.00	81.77
	ΔO_C	X ₁₁	18 922.46	-914.86	332.24
	ΔV_C	X ₁₂	-1 407.49	739.48	-329.17
	β_C	X ₁₃	-23 917.11	-406.86	-215.51
截面 D	ρ_D	X ₁₄	-38 616.43	-834.30	257.93
	ΔO_D	X ₁₅	1 059.05	686.52	328.51
	ΔV_D	X ₁₆	-8 811.57	-3 502.00	-421.90
	β_D	X ₁₇	2 157.41	-65.32	-566.91
AD 区间	D _{AD}	X ₁₈	18 461.16	17.57	100.14
	R _{AD}	X ₁₉	4 937.31	377.21	-671.47
					-649.49

4 仿真实验

为验证本文模型的实际效果,本文采用VISSIM COM与VC++平台,对图1所示高架路段进行模拟仿真,模拟时间为5 400 s.并根据本文所建立的K-MNL交通状态模型来预测结果,通过在不同的交通状态下改变匝道调节率来调节主线上运行的交通流量,匝道调节率为

$$r(k) = \mu r_1(k) + (1 - \mu)r_2(k) \quad (16)$$

$$r_{\min} \leq r(k) \leq r_{\max} \quad (17)$$

式中, $r(k)$ 为匝道调节率; $r_1(k)$ 为占有率控制调节率; $r_2(k)$ 为速度控制调节率; r_{\min} 、 r_{\max} 分别为最小、最大调节率; μ 为权重系数.

随机选取上海某快速路一天7:50—13:00中的数据对模型预测结果的有效性进行验证.如图4所示,交通状态预测结果检测率为93.65%.将该模型应用于匝道调节控制中以进一步验证模型的实用性,通过VC++与VISSIM COM编程仿真,以上海市某快速路段连续3周的交通流数据作为仿真数据,通过

对下一时刻交通状态发生的概率进行估计, 来预测下一时刻交通状态, 并根据不同的交通状态预测结果, 实时调整匝道调节权重系数, 从而不断修正匝道调节率。结果显示, 将本文所提出的基于分对数模型的交通状态预测方法应用于匝道调节控制中, 能有效降低交通拥堵发生的概率, 调节控制结果, 如图 5 所示。通过 VISSIM 离线仿真结果数据, 将本文匝道控制方式与采用固定权重系数的匝道控制方式进行对比分析, 分析结果见表 4。

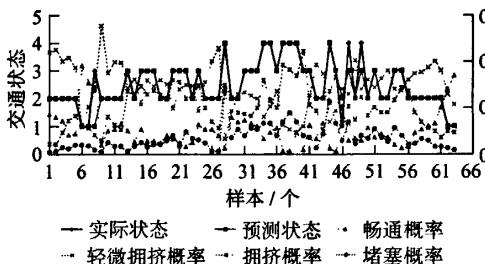


图 4 基于 K-MNL 模型的交通状态预测结果与概率分析

Fig. 4 Result and probability of traffic condition prediction based on K-MNL model

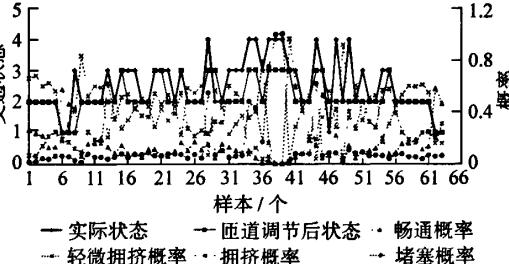


图 5 基于预测下一时刻交通状态预测结果的匝道控制效果显示

Fig. 5 The result of ramp control based on traffic control prediction

表 4 匝道控制结果对比

Table 4 Comparison of ramp control result

匝道控制效果评价指标	可变权重	固定权重	对比结果/%
路段车辆行程时间	135	163	-17.1
车辆平均延误	17.7	20.1	-11.9
平均车速	55	48	14.6

仿真结果表明, 根据 K-MNL 交通状态预测模型对下一时刻的交通状态进行预测, 对入口匝道进行调节控制, 有效降低了堵塞发生的概率, 提前预防了不良交通状态的发生, 大大减少了快速路路段堵塞的发生, 有效地提高路段行程时间, 且效果显著。

5 结语

城市快速路交通状态实时预测技术研究为城市快速路交通管理者实时掌握路网交通状态变化信息提供了参考依据, 使城市快速路交通管理者在交通拥堵发生之前, 可以及时采取必要的交通组织措施缓解或预防拥挤。通过 VISSIM 实验仿真表明, 将交通状态预测结果应用于匝道控制中, 能有效降低车辆的行程时间和延误。本文的算法及数据验证仅在某一快速路段上进行, 由于路网和交通状态的复杂性, 本文算法还需进一步进行广泛验证和实地测试。

参考文献:

- [1] 贾洪飞, 龚勃文, 宗芳. 交通方式选择的非集计模型及其应用[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2007, 37(6): 1288-1293.
JIA Hong-fei, GONG Bo-wen, ZONG Fang. Disaggregate modeling of traffic mode choice and its application[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2007, 37(6): 1288-1293. (in Chinese)
- [2] 关宏志. 非集计模型—交通行为分析的工具[M]. 北京: 人民交通出版社, 2004: 10-13.
- [3] RAJAONARISON D. The K-deformed multinomial logit model[J]. Economics Letters, 2005, 86(1): 13-20.
- [4] 彭信林. 城市快速路交通状态预测研究[D]. 上海: 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 2008.
PENG Xin-lin. Research on traffic condition prediction of urban expressway[D]. Shanghai: School of Electronics and Electric

Engineering, Shanghai Jiaotong University, 2008. (in Chinese)

- [5] 姜桂艳, 郭海峰, 孟志强, 等. 基于实时信息的城市道路交通状态评价指标体系研究[J]. 交通与计算机, 2007, 25(5): 21-24.
- JIANG Gui-yan, GUO Hai-feng, MENG Zhi-qiang, et al. Evaluation indexes for urban traffic conditions based on real-time information[J]. Computer and Communications, 2007, 25(5): 21-24. (in Chinese)
- [6] 张毅媚, 黄进堂. 基于模糊数学的交通拥挤评价指标[J]. 华中科技大学学报: 城市科学版, 2008, 25(1): 65-68.
- ZHANG Yi-mei, HUANG Jin-tang. Evaluation index for traffic congestion based on fuzzy mathematics[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Urban Science Edition, 2008, 25(1): 65-81. (in Chinese)
- [7] 路加. 交通拥挤的度量方法与基于浮动车的交通拥挤检测[D]. 北京: 清华大学自动化系, 2002.
- LU Jia. Traffic congestion evaluation and measurement based on probe vehicle[D]. Beijing: Department of Automation, Tsinghua University, 2002. (in Chinese)
- [8] 董均宇. 基于 GPS 浮动车的城市路段平均速度估计技术研究[D]. 重庆: 重庆大学自动化学院, 2006.
- DONG Jun-yu. Study on link speed estimation in urban arteries based on GPS equipped floating vehicle[D]. Chongqing: College of Automation, Chongqing University, 2006. (in Chinese)
- [9] 万仲平, 费浦生. 优化理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2004; 34-76.

Logit Model Application in Expressway Traffic Condition Prediction

YANG Zhao-sheng¹, GONG Bo-wen¹, LIN Ci-yun¹, ZHANG Xin-wei²

(1. College of Traffic and Transportation, Jilin University, Changchun 130022, China;

2. Economy & Trade Department, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723001, China)

Abstract: Based on the analysis result of the high no-linear and time-spatial coupling of the traffic flow between the detectors segment, data mining technology is used to extract the time-spatial data of traffic flow with the detector data and probe vehicle GPS data of the expressway in Shanghai. The K-deformed multinomial logit model is put forward to predict the traffic condition, and the characteristic parameters are used to setup the K-deformed multinomial logit model for the traffic condition prediction. The data validation of the expressway in Shanghai is simulated on the platform of VISSIM COM and Microsoft Visual C++6.0, and the results show that the precision of traffic condition prediction using the K-deformed multinomial logit model is 93.46%, average travel time and vehicle delay reduce by 17.1% and 11.9% respectively, average vehicle speed improves by 14.6%.

Key words: K-deformed multinomial logit model; multi-source data fusion; traffic condition prediction

(责任编辑 刘 满)