

基于收费数据的高速公路站间旅行时间预测

赵建东¹, 王 浩¹, 刘文辉¹, 白继根²

(1. 北京交通大学 机械与电子控制工程学院, 北京 100044; 2. 北京云星宇交通工程有限公司, 北京 100078)

摘要: 针对高速公路断面检测数据密度不足现状, 采用收费数据预测收费站间车辆旅行时间。研究收费数据实时修正处理方法, 改进平均旅行时间计算模型; 引入分段线性插值方法构建卡尔曼滤波模型, 以减小卡尔曼滤波线性化产生的模型误差问题; 依据旅行时间预测业务逻辑开发应用系统, 实时主动预测高速公路站间旅行时间。示范路段应用表明, 插值后预测算法在正常、事故、小长假 3 种交通流状态下所有周期平均相对误差控制在 10% 内, 事故周期平均相对误差控制在 13% 内。插值后算法预测精度有效提高, 可为高速公路公众出行提供时间参考。

关键词: 旅行时间; 收费数据; 分段线性插值; 卡尔曼滤波算法

中图分类号: U491.1

文献标志码: A

Highway Travel Time Prediction Between Stations Based on Toll Ticket Data

ZHAO Jiandong¹, WANG Hao¹, LIU Wenhui¹, BAI Jigen²

(1. School of Mechanical and Electronic Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Beijing Yunxingyu Traffic Engineering Co. Ltd., Beijing 100078, China)

Abstract: Due to an insufficient section inspection data, toll ticket data were resorted to predicting the travel time between highway toll stations. First, a research was made into a processing method to modify the toll ticket data on real time, and an average travel time calculation model was developed. Then, in order to decrease the model deviation caused by Kalman filter model linearization, a piecewise linear interpolation method was introduced to build the Kalman filter model. Finally, the application system was developed according to the travel time prediction business logic, the system could accurately predict the travel time between highway toll stations on real time. Actual road application shows that the interpolation algorithm can improve travel time prediction accuracy compared to the conventional Kalman filter method in the normal, accident and holiday traffic flow.

The relative error of all prediction periods is less than 10%, and the relative error of accident prediction periods is less than 13%. The prediction accuracy of interpolation algorithm is improved effectively, which can provide an effective time reference for public in highway.

Key words: travel time; toll ticket data; piecewise linear interpolation; Kalman filtering algorithm

旅行时间是评价道路运行状况与拥堵水平的重要指标, 也是诱导公众选择出行路线的合理依据。交通事故、拥堵等突发事件逐步增加, 使得车辆旅行时间不确定性增加, 如何准确预测在途旅行时间已成为先进交通信息服务系统的研究难点。国内外针对道路旅行时间预测算法理论及应用开展了深入研究。Yang^[1]采集浮动车 GPS (global positioning system) 数据, 用卡尔曼滤波算法仿真预测城市干道旅行时间, 并指出预测周期、数据插值以及历史数据与预测精度有关。Steven^[2]布设路边检测设备采集浮动车数据, 基于卡尔曼滤波算法预测高速公路旅行时间, 并指出浮动车数量及数据质量与预测精度相关。Tooru^[3]间隔 150 m 布设车检器, 王晋元^[4]在拥堵路段上下游布设车检器, 并在交通稳定路段布设较少车检器, 通过采集占有率、车流量等数据, 用模式匹配法预测实际国道及高速公路的旅行时间。Jiyoun^[5]和杨晓光^[6]均在入口匝道及出口匝道处布设车检器采集流量、占有率等数据, 并布设车牌自动识别系统采集车辆旅行时间, 但前者用马尔可夫链算法仿真预测拥堵时车辆旅行时间, 后者用卡尔曼滤波算法预测实际快速路旅行时间。Abhijit^[7]融合探测车和车检器数据, 基于反向神经网络方法仿真预测短时高速公路旅行时间。Wosyka^[8]布设车牌识别系统采集车辆旅行时间, 建立决策树模型预测城

市干道旅行时间。杨晓光^[9]考虑浮动车取样偏差,融合线圈车检器数据修正路段平均旅行时间,仿真预测城市干道旅行时间。孙立军^[10]在 300~600 m 不等间距下布设车检器采集断面密度、速度等数据,将扩展卡尔曼滤波理论引入宏观动态交通流模型来预测交通状态,并采用“虚拟车”法仿真预测旅行时间。杨兆升^[11-12]研究了卡尔曼滤波、非参数回归模型、BP (back propagation) 神经网络及历史趋势等旅行时间预测方法,推导出综合旅行时间预测模型;并提出不同可靠度下线圈数据实时修正浮动车数据的城市干道旅行时间融合预测仿真算法。

综述文献,旅行时间预测多为仿真研究,预测用数据多以密布的断面车检器数据,或融合浮动车和车牌识别系统数据为主;卡尔曼滤波算法因具有可应用实际旅行时间对未来预测不断实时动态修正等优点,应用较多。然而,我国高速公路收费站之间距离一般在 10 km 以上,站间很少布设断面车检器,即线圈断面检测数据缺乏,但联网收费系统可逐车采集车辆进出高速收费站点时间等交通信息,数据最为完整;卡尔曼滤波模型的基础是线性模型,滤波预测会产生相应的模型误差。因此,为克服因断面数据密度不足,以及卡尔曼滤波模型线性化对旅行时间预测精度的影响,将分段线性插值法引入卡尔曼滤波算法,提出一种基于收费数据的高速公路站间旅行时间预测算法,开发了一套旅行时间预测系统,并依托京港澳高速公路北京段实时示范验证。

1 高速公路站间旅行时间

如图 1 所示,高速公路站间旅行时间定义为一定周期内从 A 收费站驶入高速公路且从 B 收费站驶出的所有车辆的平均行驶时间。

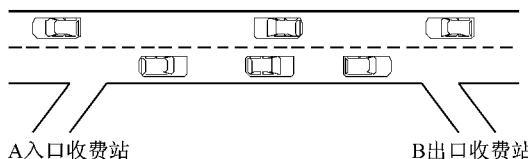


图 1 高速公路站间示意图

Fig.1 Highway schematic diagram between two toll stations

目前,我国高速公路联网收费系统包含 MTC (manual toll collection) 和 ETC (electronic toll collection) 两种收费制式,可逐车采集车辆类型、进

入高速公路时间、驶出高速公路时间等断面交通数据,基本交通信息如表 1,并由此可计算得到单辆车的站间旅行时间。

表 1 高速公路联网收费系统基本信息表

Tab.1 Information table of highway toll system

序号	入口信息	序号	出口信息
1	入口广场编号	5	出口广场编号
2	入口车辆类型	6	出口车辆类型
3	入口车道	7	出口车道
4	入口日期时间	8	出口日期时间

2 旅行时间预测原理

基于收费数据的高速公路站间旅行时间预测原理如图 2,包括数据处理、数据插值、卡尔曼滤波模型搭建及卡尔曼滤波算法原理 4 部分。图中: T_t 为统计得到的 t 周期车辆平均旅行时间; \bar{T}_t 为滤波后新息; \hat{X}_{t-1}, \hat{X}_t 为 $t-1, t$ 时刻状态向量最优估计; $\hat{X}_{t,t-1}$ 为 t 时刻状态向量先验估计。

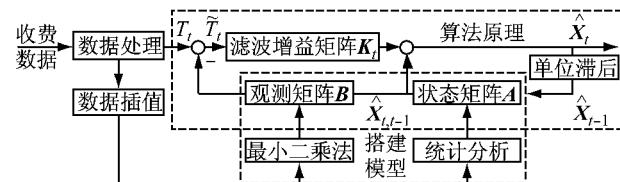


图 2 旅行时间预测原理图

Fig.2 Travel time prediction principle

2.1 数据处理

分析收费数据可知,由于驾驶行为、车辆故障等主客观因素导致异常收费数据较多;MTC 数据包含广场排队缴费时间,而 ETC 车道一般不会有车辆排队等待缴费,为提高周期内车辆样本数量,考虑融合 MTC 和 ETC 数据预测高速公路站间旅行时间。据此,提出一种收费数据实时修正的数据处理方法,该方法包含异常收费剔除与数据融合两部分处理内容,具体数据处理流程如图 3。其中: T_i 为单辆车的旅行时间; T_o 为路段车辆正常行驶时间; T_{st} 为同周期相邻车辆的旅行时间; $T_{i,MTC}, T_{i,ETC}$ 分别为 MTC 车道、ETC 车道单辆车旅行时间; T_{st} 为旅行时间预测所能容纳的最大误差。

2.2 数据插值

2.2.1 计算平均旅行时间

经实时修正处理后的收费数据中仍存在异常旅行时间数据,为提高平均旅行时间计算精度,平均旅

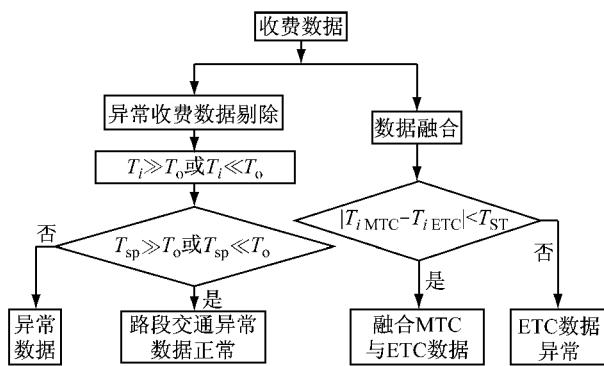


图 3 数据处理原理
Fig.3 Data processing principle

行时间计算模型具体计算原理如下:

$$T_{\text{mean}} = \frac{T_1 + T_2 + \dots + T_N}{N} \quad (1)$$

$$T = [c_1 T_{\text{mean}}, c_2 T_{\text{mean}}] \quad (2)$$

$$T_{\text{av}} = \frac{T_1 + T_2 + \dots + T_Z}{Z} \quad (3)$$

式中: T_{mean} 为常规方法计算得到的平均旅行时间; T 为周期内有效旅行时间区间, 只有当单辆车旅行时间 $T_i (i=1, 2, \dots, N-1, N)$ 落在区间内才是有效旅行时间; c_1, c_2 为筛选系数; T_{av} 为周期内的平均旅行时间; Z 为周期内经过筛选后剩余反映目前交通状态的车辆个数。

2.2.2 分段线性插值处理

分段线性插值方法^[1]可在相邻周期平均旅行时间之间等间距插入 3 条数据, 增加平均旅行时间序列中的数据节点, 缩减相邻周期平均旅行时间之间的跳变。插值原理如下:

$$T_{11} = T_{t-1} \quad (4)$$

$$T_{12} = \frac{3T_{t-1} + T_t}{4} \quad (5)$$

$$T_{13} = \frac{T_{t-1} + T_t}{2} \quad (6)$$

$$T_{14} = \frac{T_{t-1} + 3T_t}{4} \quad (7)$$

$$T_{15} = T_t \quad (8)$$

式中: T_{t-1}, T_t 为 $t-1$ 和 t 周期内平均旅行时间; T_{12}, T_{13}, T_{14} 是插值数据。

2.2.3 插值后时间序列

依据分段线性插值处理方法, 对实时修正处理后的收费数据做插值处理, 得到如下时间序列:

$$\mathbf{T}_s = [T_H \ T_{H+1} \ T_{H+2} \ \dots \ T_M] \quad (9)$$

式中: $\mathbf{T}_s (S=r, r-1, r-2, r-3, r-4)$ 为数据插值处理后得到的新的时间序列; $T_H (H=5, 4, 3, 2, 1)$ 为

时间序列中第 H 个数据; $T_M (M=v, v-1, v-2, v-3, v-4)$ 为时间序列中第 M 个数据; v 为新时间序列总数值个数, $v=3(24 \times 60/T_c - 1) + 2$; T_c 为旅行时间预测周期。

2.3 搭建卡尔曼滤波模型

卡尔曼滤波模型^[10]由状态方程与观测方程组成, 模型如下:

状态方程

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t-1) + \mathbf{w}(t) \quad (10)$$

观测方程

$$\mathbf{T}(t) = \mathbf{B}\mathbf{X}(t) + \mathbf{v}(t) \quad (11)$$

式中: \mathbf{X} 为 n 维状态变量; \mathbf{A} 为状态转移矩阵; $\mathbf{w}(t)$ 为 p 维系统噪声向量; $\mathbf{T}(t)$ 为预测周期 t 旅行时间; \mathbf{B} 为观测矩阵; $\mathbf{v}(t)$ 为 m 维测量噪声向量。

采用数据插值后的时间序列搭建旅行时间卡尔曼滤波模型如下:

(1) 状态方程

取插值后两个相邻时间序列为一状态, 即 $\mathbf{X}(t) = [T_{r-1} \ T_{r-2}]'$, $\mathbf{X}(t-1) = [T_{r-3} \ T_{r-4}]'$. 新时间序列中相邻数据比较接近且路面交通状态时空特性显著, 则状态转移矩阵 \mathbf{A} 取为单位阵。式中 $\mathbf{w}(t)$ 为 p 维高斯白噪声序列。

(2) 观测方程

以 T_{r-1}, T_{r-2} 为自变量, T_r 为因变量, 采用最小二乘法拟合得到观测矩阵 \mathbf{B} , 式中 $\mathbf{v}(t)$ 为 m 维高斯白噪声序列。

2.4 卡尔曼滤波预测原理

由卡尔曼滤波理论可推导如下高速公路站间旅行时间卡尔曼滤波算法预测原理:

第 1 步 初始状态向量后验估计 \mathbf{P}_0 和状态最优估计 $\hat{\mathbf{X}}_0$ 。

第 2 步 递推计算状态向量误差先验估计 $\mathbf{P}_{t,t-1}$ 、滤波增益矩阵 \mathbf{K}_t 及状态先验估计 $\hat{\mathbf{X}}_{t,t-1}$

$$\mathbf{P}_{t,t-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{t-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_t \quad (12)$$

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{P}_{t,t-1}\mathbf{B}^T[\mathbf{B}\mathbf{P}_{t,t-1}\mathbf{B}^T + \mathbf{R}_t]^{-1} \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{t,t-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{t-1} \quad (14)$$

式中, $\mathbf{Q}_t, \mathbf{R}_t$ 为 t 时刻系统噪声方差和系统观测方差。

第 3 步 更新状态最优估计 $\hat{\mathbf{X}}_t$ 和状态向量误差后验估计 \mathbf{P}_t

$$\hat{\mathbf{X}}_t = \hat{\mathbf{X}}_{t,t-1} + \mathbf{K}_t [T_t - \mathbf{B} \hat{\mathbf{X}}_{t,t-1}] \quad (15)$$

式中: T_t 为周期 t 的平均旅行时间, 滤波计算过程中以 T_{t-1} 替代.

$$\mathbf{P}_t = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{B}] \mathbf{P}_{t,t-1} \quad (16)$$

第 4 步 预测 t 时刻旅行时间 $T(t)$

$$T(t) = \mathbf{B} \hat{\mathbf{X}}_t \quad (17)$$

第 5 步 令 $t=t+1$, 返回第 2 步循环计算直至旅行时间预测结束.

3 算法应用

京港澳高速公路北京段是车辆进出北京的交通要道, 与北京环路紧密相连, 地理位置显著. 京良路收费站至杜家坎收费站进京路段站间距离 9.6 km, 日交通流量达 3 000 辆, 其中 1 类小型车约占车辆总数的 97%, 且日车流量主要集中在早晚高峰, 交通流时空特性显著. 因此, 选取该路段进行算法验证, 分别从正常、事故及小长假 3 种交通流状态, 进行站间旅行时间预测, 对比分析插值前、后两种卡尔曼滤波算法的预测精度, 其中, 预测周期 T_c 取 10 min.

3.1 性能评价指标

采用相对误差、平均相对误差、事故周期平均相对误差评价预测结果的精度.

$$A_{PE}(t) = \frac{|T_{P(t)} - T_{R(t)}|}{T_{R(t)}} \times 100\% \quad (18)$$

$$M_{APE} = \frac{1}{L} \sum_L \frac{|T_{P(t)} - T_{R(t)}|}{T_{R(t)}} \times 100\% \quad (19)$$

$$M_{APEA} = \frac{1}{M} \sum_M \frac{|T_{P(t)} - T_{R(t)}|}{T_{R(t)}} \times 100\% \quad (20)$$

式中: $A_{PE}(t)$ 为第 t 个周期相对误差; M_{APE} 为平均相对误差; M_{APEA} 为事故周期平均相对误差; $T_{P(t)}$ 为周期 t 预测旅行时间; $T_{R(t)}$ 为周期 t 实际旅行时间; L 为 1 d 内总的预测周期; M 为总的事故周期.

3.2 预测结果与误差分析

3.2.1 正常交通流状态

正常交通流状态下两种算法旅行时间预测对比曲线如图 4. 由图可知, 两种算法预测时间与真实时间近乎一致, 但个别周期插值后预测结果优于插值前预测结果.

图 5 所示是两种预测算法旅行时间预测相对误差对比曲线, 反映的是单个周期的平均相对误差, 具体预测误差性能评价结果见表 2.

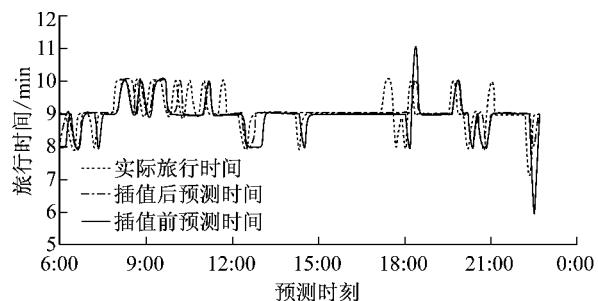


图 4 正常交通流旅行时间预测对比曲线
Fig. 4 Travel time prediction in normal traffic flow

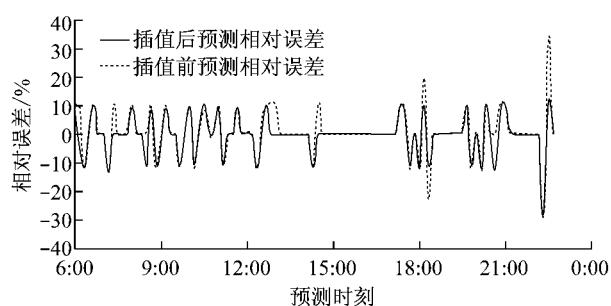


图 5 正常交通流旅行时间预测相对误差对比曲线
Fig. 5 Relative error of travel time prediction in normal traffic flow

表 2 正常交通流旅行时间预测误差性能指标

Tab. 2 Travel time prediction error in normal traffic flow

评价指标	所有周期 A_{PE} 区间	所有周期 M_{APE}
插值前	(-0.29, 0.33)	0.0448
插值后	(-0.29, 0.11)	0.0385

3.2.2 事故交通流状态

事故交通流状态下两种算法旅行时间预测对比曲线如图 6. 由图可知, 下午 15:00 时路段交通异常, 发生交通事故且 16:00~17:20 路面交通中断, 事故周期内插值后预测算法预测旅行时间更接近真实旅行时间, 其余周期两种算法预测时间与真实时间近乎一致.

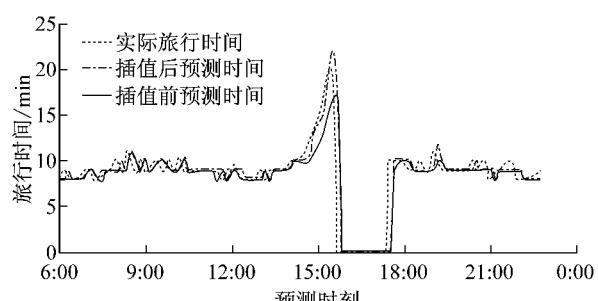


图 6 事故交通流旅行时间预测对比曲线
Fig. 6 Travel time prediction in accident traffic flow

图 7 所示是两种预测算法旅行时间预测相对误差对比曲线。表 3 是与之相对应的事故交通流旅行时间预测误差性能评价结果。由旅行时间预测对比曲线及表 3 中数据可知,在所预测的 101 个周期内,旅行时间预测精度低于 10% 的周期个数由插值前的 71.2% 提高到插值后的 73.3%,平均相对误差 M_{APE} 提高 0.34%;在所预测的 6 个事故周期内,旅行时间预测精度低于 15% 的周期个数由插值前的 50% 提高到插值后的 100%,平均相对误差 M_{APEA} 减小 11.2%。

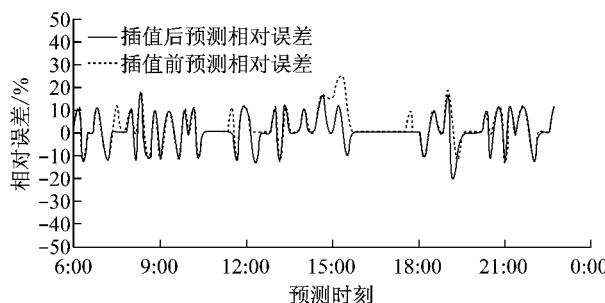


图 7 事故交通流旅行时间预测相对误差对比曲线

Fig.7 Relative error of travel time prediction
accident traffic flow

表 3 事故交通流旅行时间预测误差性能指标

Tab.3 Travel time prediction error in accident
traffic flow

评价 指标	所有周期 APE 区间	事故周期 APE 区间	所有周期 M_{APE}	事故周期 M_{APEA}
插值前	(-0.13, 0.25)	(-0.14, 0.25)	0.0593	0.1833
插值后	(-0.20, 0.18)	(-0.10, 0.12)	0.0559	0.0716

3.2.3 小长假交通流状态

小长假交通流状态下两种算法旅行时间预测对比曲线如图 8。由图可知,小长假交通流不稳定,下午 16:00~18:10 路面发生交通事故,其中事故周期内插值预测算法预测旅行时间更接近真实旅行时间。

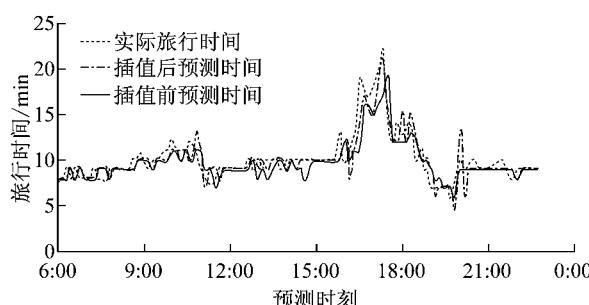


图 8 小长假旅行时间预测对比曲线

Fig.8 Travel time prediction in holiday traffic flow

图 9 所示是两种预测算法旅行时间预测相对误差对比曲线。表 4 是与之相对应的小长假交通流旅

行时间预测误差性能评价结果。由旅行时间预测对比曲线及表 4 中数据可知,在所预测的 101 个周期内,旅行时间预测精度低于 10% 的周期个数由插值前的 58.4% 提高到插值后的 62.4%,平均相对误差 M_{APE} 提高 0.28%;在所预测的 13 个事故周期内,旅行时间预测精度低于 15% 的周期个数由插值前的 53.8% 提高到插值后的 69.2%,平均相对误差 M_{APEA} 减小 5.15%。

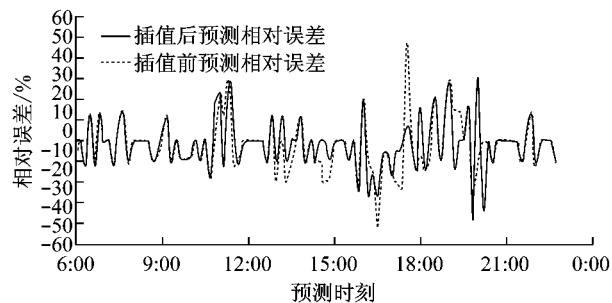


图 9 小长假旅行时间预测相对误差对比曲线

Fig.9 Relative error of travel time prediction
in holiday traffic flow

表 4 小长假交通流旅行时间预测误差性能指标

Tab.4 Travel time prediction error in
holiday traffic flow

评价 指标	所有周期 APE 区间	事故周期 APE 区间	所有周期 M_{APE}	事故周期 M_{APEA}
插值前	(-0.42, 0.46)	(-0.42, 0.46)	0.0914	0.1777
插值后	(-0.38, 0.30)	(0, 0.27)	0.0886	0.1262

4 系统应用

在旅行时间预测算法研究基础上,如图 10 所示,搭建了旅行时间预测业务逻辑,包括收费数据融合处理、旅行时间计算、人工干预及旅行时间发布 4 个模块,并基于.NET,SQL Server 开发了一套如图 11 所示的高速公路站间旅行时间实时预测系统。

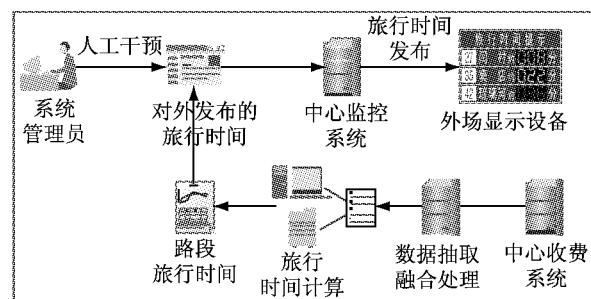


图 10 旅行时间预测业务逻辑

Fig.10 The logic process of travel time
prediction system



图 11 旅行时间预测系统

Fig.11 Travel time prediction system

5 结论

(1) 提出一套收费数据实时修正的数据处理方法,提高了数据可靠度,改进了常规平均旅行时间计算模型,提高了平均旅行时间计算精度.

(2) 引入分段线性插值方法搭建卡尔曼滤波模型,减小了卡尔曼滤波线性化产生的模型误差.

(3) 改进后的插值预测算法对平稳交通流及非平稳交通流状态下旅行时间均具有较高的预测精度,且明显降低了事故周期的平均相对误差.

(4) 旅行时间预测系统示范路段应用表明插值预测算法准确可行.

参考文献:

- [1] YANG Jianishou. Travel time prediction using the GPS test vehicle and Kalman filtering techniques [C]//Proceedings of the 2005 American Control Conference. Portland: American Automatic Control Council, 2005: 2128-2133.
- [2] Chien I-Jy S, Kuchipudi M C. Dynamic travel time prediction with real-time and historic data[J]. Journal of Transportation Engineering, 2003, 129(6): 608.
- [3] Otokita Tooru, Hashiba Kana, Oda Toshihiko. Travel time prediction based on pattern extraction from database [J]. Papers of Technical Meeting on Transportation and Electric Railway, 1999, 99(11/20): 39.
- [4] 王晋元. 旅行时间预测初探[J]. 中华技术, 2009(83): 124.
- [5] WANG Jinyuan. Study on travel time prediction [J]. China Technology, 2009(83): 124.
- [6] Yeon Jiyoun, Elefteriadou Lily, Lawphongpanich. Travel time estimation on a freeway using discrete time markov chains [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2008, 42 (4): 325.
- [7] HANG Mingsheng, YANG Xiaoguang, PENG Guoxiong. Study of predicted travel time in urban expressway based on kalman filter[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2002, 30(9): 1068.
- [8] Dharla Abhijit, Adeli Hojjat. Neural network model for rapid forecasting of freeway link travel time [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003, 16(7/8): 607.
- [9] Wosyka Jakub, Pribyl Pavel. Real-time travel time estimation on highways using loop detector data and license plate recognition[C]//Proceedings of 9th International Conference. Rajeck Teplice: Orange Slovensko, 2012: 391-394.
- [10] 李惠兵, 杨晓光. 面向浮动物车取样偏差修正的数据融合方法[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2012, 40(10): 1498.
- [11] LI Huibing, YANG Xiaoguang. Data fusion method on modifying sampling bias of floating cars [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2012, 40(10): 1498.
- [12] 徐天东, 孙立军, 郝媛. 城市快速路实时交通状态估计和行程时间预测[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2008, 36(10): 1355.
- [13] XU Tiandong, SUN Lijun, HAO Yuan. Real-time traffic state estimation and travel time prediction on urban expressway [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2008, 36(10): 1355.
- [14] 杨兆升. 关于智能运输系统的理论-综合路段行程时间预测的研究[J]. 交通运输工程学报, 2001, 1(1): 65.
- [15] YANG Zhaosheng. Study on the synthetic link travel time prediction model of key theory of ITS [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2001, 1(1): 65.
- [16] 杨兆升, 于悦, 杨薇. 基于固定型检测器和浮动物车的路段行程时间获取技术[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2009, 39(2): 168.
- [17] YANG Zhaosheng, YU Yue, YANG Wei. Acquisition of travel time based on inductive coil detector and probe vehicle [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2009, 39(2): 168.