

文章编号:1671-6833(2017)02-0036-05

基于 ARMA 和卡尔曼滤波的短时交通预测

杨高飞¹,徐 睿¹,秦 鸣¹,郑凯俐²,张 兵¹

(1. 华东交通大学 土木建筑学院,江西 南昌 330013; 2. 重庆交通大学 交通运输学院,重庆 400074)

摘 要: 交通预测是智能交通运输系统研究中的一个重要组成部分. 为了有效地获取短时交通流量预测数据,保障交叉口畅通,依据道路情况的不确定性以及交通流的非线性变化,应用 ARMA 模型及卡尔曼滤波模型通过预测结果误差大小来组合预测路段短时交通流量. 实例表明,组合模型预测结果达到较高的预测精度,预测误差降低到了 5.79%,并且比单一模型预测精度要高. 通过该组合模型可以更准确地预测短时交通流量,同时也可以为交叉口信号配时提供必要的理论依据和技术指导,对减小交通延误,提高道路服务水平有一定的应用价值.

关键词: 智能交通;短时交通预测;ARMA;卡尔曼滤波;预测误差

中图分类号: U491 文献标志码: A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2017.02.009

0 引言

道路交通流量分析在智能交通高速发展的今天显得尤为重要. 短时交通流量预测^[1]是交通流分析中的重要组成部分,对减小交通延误,提高道路服务水平有着非常重要的现实意义. 短时交通流研究一直是围绕如何提高预测精度来开展^[2]. 短时交通流预测的方法主要有非参数回归法^[3]、灰色理论^[4]、神经网络^[5]、时间序列^[6]、小波算法^[7]、贝叶斯网络模型^[8]、卡尔曼滤波^[9],但是没有一种绝对好的模型,而且单一模型预测的缺点也十分明显. 葛志鹏等^[2]应用不同固定权重组合时间序列模型和 GSVMR 模型,通过对比选出比较好的权重方案;沈国江等^[10]通过引入惯性因子来组合 Kalman 滤波模型和 RBF 神经网络模型;邱世崇等^[11]引入最小加权融合算法组合 ARIMA 模型和小波神经网络模型. 曾庆山等^[12]运用 EMD 和组合模型来进行短时交通组合. 文献[13]利用遗传优化的神经网络方法进行非线性短期交通量预测. 文献[14]将线性回归、滑动回归和神经网络预测模型的预测效果进行对比,得出神经网络在应用贝叶斯方法的模型中预测效果比回归模型更好的结论,但是遗传算法处理规模小,难以处理非线性约束;神经网络模型收敛速度慢,对样

本依赖性较大;多元线性回归模型忽略了交通流的非线性特点. 为了避免这些缺点,笔者通过应用时间序列中的 ARMA 模型和卡尔曼滤波模型组合来预测,这样既可以解决 ARMA 在复杂道路情况下预测精度不高的缺点,也可以弥补卡尔曼滤波预测无法适应交通流非线性变化的缺点,这一组合模型可以使两种单一模型的优缺点互补,提高预测精度.

1 ARMA 模型预测

ARMA 模型 (auto regressive moving average model)是自回归滑动平均模型,它是一种精确度较高的短时交通预测模型.

1.1 ARMA 时间序列的定义

设 $\{X_t, t = 0, \pm 1, \pm 2, \cdots\}$ 是零均值的平稳序列,模型如下:

$$X_t - \sum_{b=1}^p \varphi_b X_{t-b} = \varepsilon_t - \sum_{c=1}^q \theta_c \varepsilon_{t-c}, \tag{1}$$

式中: ε_t 是零均值、方差 σ_ε^2 的平稳白噪声,则称 X_t 是阶数为 p, q 的自回归滑动均序列,简记成 ARMA (p, q) 序列. 当 $q = 0$ 时,它是 AR (p) 序列;当 $p = 0$ 时,它是 MA (q) 序列.

应用算子多项式 $\varphi(B), \theta(B)$, 式(1)可以写成 $\varphi(B)X_t = \theta(B)\varepsilon_t$.

收稿日期:2016-09-10;修订日期:2016-12-01
基金项目:江西省青年科学基金计划资助项目(20151BAB216024);江西省交通运输厅科技资助项目(2014R0011)
通讯作者:秦鸣(1956—),女,河北唐山人,华东交通大学教授,硕士生导师,主要从事交通运输规划与管理、智能交通研究, E-mail:330937804@qq.com.

1.2 ARMA 序列的相关特性

ARMA 包括自相关函数、偏相关函数,这些特性对序列建模起着主要作用. 模型的类别可以用拖尾性和截尾性来判断.

1.3 ARMA 时间序列的建模与预报

首先要判断模型是 AR (p)、MA (q)、ARMA (p,q) 模型中的哪一种,并估计阶数 p、q,即模型的定阶问题. 紧接着就要对模型参数 $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p)^T$ 及 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 进行计算并对模型进行检验. 若这些检验可以通过,则 ARMA 的建模完成.

1.4 ARMA 时间序列的预报

根据 $\{X_k, X_{k-1}, \dots\}$ 的取值对未来 $k + m$ 时刻的随机变量 $X_{k+m} (m > 0)$ 对时间序列的 m 步预报做出估计. 估计量记作 $\hat{X}_k(m)$, 即 X_k, X_{k-1}, \dots 的线性组合. 对于 ARMA (p,q), 有

$$\hat{X}_k(m) = \sum_{a=1}^p \varphi_a \hat{X}_k(m-a), m > p. \tag{2}$$

因此,如果知道 $\hat{X}_k(1), \hat{X}_k(2), \dots, \hat{X}_k(p)$, 就可以得出 $\hat{X}_k(m), m > p$.

ARMA 预测的主要步骤

- (1)求交通量数据序列的自相关函数和偏相关函数;
- (2)指定模型的结构;
- (3)估计模型中的参数;
- (4)应对各种可能的 p、q 值计算其 AIC,确定真阶 p 和 q;
- (5)用 χ^2 检验法对模型进行检验;
- (6)计算预测值;
- (7)计算平均误差、平均绝对误差.

2 卡尔曼模型预测

卡尔曼滤波模型是一种线性回归模型,该模型通过输入、输出观测数据,对系统状态进行最优估计.

如果被估计状态 X_k 和对 X_k 的观测值 Z_k 满足

$$\begin{cases} X_k = \alpha X_{k-1} + \beta X_{k-1} \\ Z_k = HX_k + V_k \end{cases} \tag{3}$$

系统过程噪声 W_k 和观测噪声 V_k 满足

$$\begin{cases} E[X_k] = 0 \text{ 或 } E[W_k] = \mu_w \\ E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj} \end{cases}, \tag{4}$$

和 $\begin{cases} E[V_k] = 0 \text{ 或 } E[V_k] = \mu_w \\ E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj} \end{cases} \tag{5}$

Q_k 非负定, R_k 正定,则 X_k 的估计 \hat{X}_k 可按下述方程进一步预测误差方差阵:

$$P_{k,k-1} = \alpha_{k,k-1} P_{k-1} \alpha_{k,k-1}^T + \beta_{k,k-1} Q_{k-1} \beta_{k,k-1}^T, \tag{6}$$

估计误差方差阵

$$P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1} [I - K_k H_k]^T + K_k R_k K_k^T = [I - K_k H_k] P_{k,k-1}, \tag{7}$$

式中: α 为 $n \times n$ 维非奇异状态一步转移矩阵; β 为 $n \times p$ 维系统过程噪声输入矩阵; H_k 为 $m \times n$ 维观测矩阵; W_k 为 p 维随机过程噪声序列; K_k 为 k 时刻的卡尔曼增益.

卡尔曼滤波预测的主要步骤

- (1)均方差阵赋初值;
- (2)状态矩阵赋初值;
- (3)记录状态误差协方差矩阵;
- (4)表示状态矢量的估计值;
- (5)得到模拟的实际状态值;
- (6)计算误差、绝对平均误差.

3 应用实例

笔者给定的数据是南昌市八一大桥某天 24 h 中每隔 15 min 的交通量.

3.1 ARMA 方法预测

利用 Matlab 软件,画出原始数据的自相关函数曲线图、偏相关函数曲线如图 1、图 2 所示.

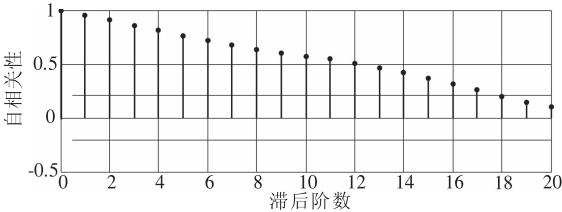


图 1 自相关函数曲线图

Fig. 1 Autocorrelation function curve

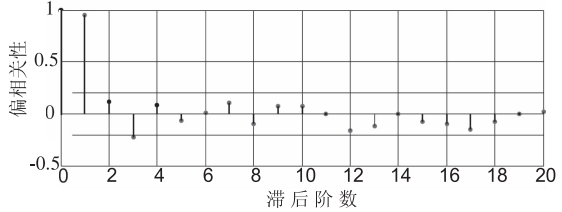


图 2 偏相关函数曲线图

Fig. 2 Partial correlation function curve

根据 AIC 准则确定 p、q. 当 $p = 2, q = 1$ 时, AIC 最小,为 1 010. 580 583,所以 ARMA 模型的最优模型为 ARMA(2,1).

实际流量、预测流量图和误差图如图 3. 通过计算得出 ARMA 模型预测八一大桥短时交通流量平均误差为 3. 29%, 平均绝对误差为 7. 89%.

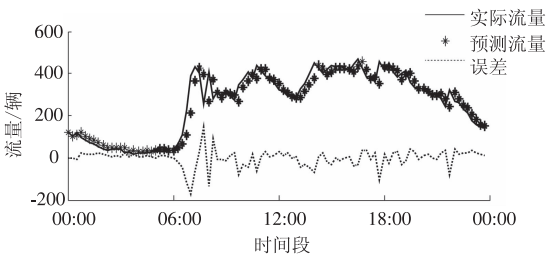


图 3 实际流量、预测流量及误差图

Fig.3 Actual flow, prediction flow and deviation map

3.2 卡尔曼滤波方法预测

卡尔曼滤波方法所得预测流量、实际流量和误差如图 4 所示. 通过计算得出卡尔曼滤波模型预测八一大桥短时交通流量平均误差为 3.68%, 平均绝对误差为 8.71%.

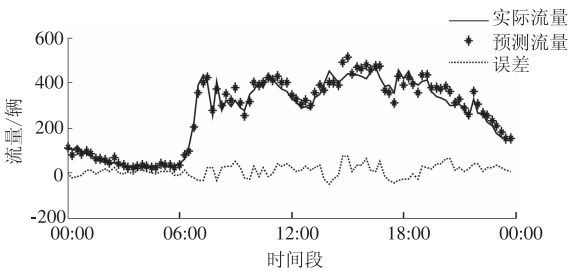


图 4 实际流量、预测流量及误差图

Fig.4 Actual flow, prediction flow and deviation map

4 模型组合

应用 ARMA 和卡尔曼滤波预测都会有一定的误差,为减小预测误差,可以将上述两种方法预测结果中误差小的结果组成一系列数作为新的预测结果.

设 ARMA 预测结果为 $A_1, A_2, \dots, A_{i-2}, A_{i-1} (i \geq 4)$, i 为当前时刻,预测误差分别为 $a_1, a_2, \dots, a_{i-2}, a_{i-1}$; 且设 $c_i = \frac{a_{i-3} + a_{i-2} + a_{i-1}}{3} (i \geq 4)$.

同理设卡尔曼滤波预测结果为 $B_1, B_2, \dots, B_{i-2}, B_{i-1} (i \geq 4)$, 误差分别为 $b_1, b_2, \dots, b_{i-2}, b_{i-1} (i \geq 4)$; 且设

$$d_i = \frac{b_{i-3} + b_{i-2} + b_{i-1}}{3} (i \geq 4).$$

ARMA 预测所占比重: $\lambda_i = \frac{1/c_i}{1/c_i + 1/d_i} (i \geq 4).$

卡尔曼滤波所占比重: $\beta_i = \frac{1/d_i}{1/c_i + 1/d_i} (i \geq 4).$

则最后预测结果:

$S_i = \lambda_i A_i + \beta_i B_i = \lambda_i A_i + (1 - \lambda_i) B_i, (i \geq 4).$ 预测结果如表 1 所示.

表 1 原始数据及模型预测结果
Tab. 1 Original date and model prediction result 辆

原始调 查数据	ARMA 模型	Kalman 滤波	组合 模型	原始调 查数据	ARMA 模型	Kalman 滤波	组合 模型
118	—	—	—	324	369	351	334
103	—	—	—	316	354	325	332
119	—	—	—	289	325	306	293
95	111	105	101	295	310	303	297
86	118	99	94	284	291	291	287
74	105	86	85	331	288	316	315
68	88	68	72	352	285	355	348
52	82	64	58	393	318	360	372
43	72	59	55	448	349	391	387
38	61	47	43	429	379	418	411
44	49	54	52	402	436	405	408
39	46	45	42	417	425	425	425
40	49	42	41	437	395	440	425
21	47	29	33	432	407	431	419
28	45	23	26	437	428	438	430
16	31	29	26	429	425	433	424
24	32	30	29	415	426	430	427
25	27	28	27	445	422	422	443
23	28	29	25	466	408	450	457
27	34	24	30	423	431	465	439
36	29	37	38	385	456	389	402
31	34	38	35	389	420	369	399
28	42	34	29	356	380	352	362
31	39	26	33	458	380	394	399
41	35	35	37	416	356	407	415
64	38	58	56	452	432	424	439
111	89	85	99	405	424	412	408
225	194	178	185	386	429	382	383
387	366	329	377	403	412	405	405
432	413	392	423	412	372	414	413
399	367	424	412	360	398	387	385
252	226	304	262	336	402	369	357
406	394	351	386	334	362	348	342
278	268	313	288	320	329	343	329
319	368	339	328	301	331	324	305
294	311	307	303	301	317	302	302
322	288	323	317	304	299	303	307
289	311	304	312	279	296	295	295
276	302	285	289	244	301	267	281

续表 1

原始调 查数据	ARMA 模型	Kalman 滤波	组合 模型	原始调 查数据	ARMA 模型	Kalman 滤波	组合 模型
347	300	297	332	324	279	326	315
368	266	375	373	266	245	306	286
407	337	379	399	261	308	271	301
377	362	397	381	228	278	251	264
438	394	407	405	211	250	235	222
415	378	414	423	174	237	206	198
387	417	424	409	159	207	183	173
371	418	384	389	144	183	156	149
361	377	378	367	142	158	150	138

通过计算可得八一大桥短时交通流量平均误差为 1.24%,平均绝对误差为 5.79%。

为验证本方法研究成果优于当前其他短时交通预测方法的研究成果,应用文献[9]中的模糊卡尔曼滤波方法进行预测,笔者方法预测结果与文献[9]方法预测结果如图 5 所示。

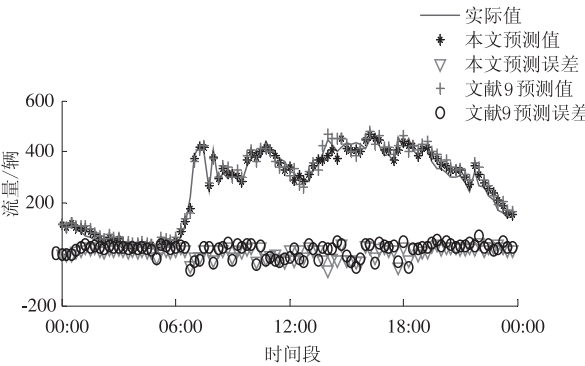


图 5 预测流量、预测误差对比图

Fig.5 Prediction flow and deviation comparison map

运用 SPSS 软件对笔者方法和文献[9]方法预测结果进行参数检验,可得显著性 sig. = 0,可知笔者方法和文献[9]方法的预测结果不符合近似正态分布.因此可运用 SPSS 软件对预测结果进行非参数检验,然后根据输出结果可知文献[9]方法与笔者方法预测结果差异的中位数为 0,显著性 sig. = 0.001 < 0.05,故笔者方法比文献[9]方法有显著差异性.同时笔者方法预测结果平均误差为 1.24%,平均绝对误差为 5.79%.文献[9]中的模糊卡尔曼滤波方法预测结果平均误差为 1.83%,平均绝对误差为 7.57%.显然笔者方法的预测效果要好于文献[9].

5 结论

笔者通过 ARMA 和卡尔曼滤波方法来进行

短时交通量预测,ARMA 预测误差为 7.89%,卡尔曼滤波预测误差为 8.71%,为减小预测误差建立组合模型 $S_i = \lambda_i A_i + \beta_i A_i$,通过验证该模型预测误差为 5.79%,提高了预测精度.

该模型可以更准确的预测短时交通流量,同时也可以为交叉口信号配时提供必要的依据.对减小交通延误,提高道路服务水平有重要的现实应用价值.

参考文献:

[1] 刘静,关伟.交通流预测方法综述[J].公路交通科技,2004,21(3):82-85.

[2] 葛志鹏,李锐,张健.基于时间序列与 GSVMR 模型的短时交通量组合预测[J].长安大学学报(自然科学版),2015,35(增刊):222-225,234.

[3] 梁秀霞,胡姗姗,李伟斌.非参数回归算法在短时交通流预测中的应用[J].自动化仪表,2012,33(4):21-23,26.

[4] 王凤琴,柯亨进.灰色系统的交通流量短期预测[J].湖北师范学院学报(自然科学版),2015,35(1):20-24.

[5] 刘洋,马寿峰.基于聚类分析的非参数回归短时交通流预测方法[J].信息与安全,2013,31(2):27-31.

[6] 杨兆升,邴其春,周熙阳.基于时间序列相似性搜索的交通流短时预测方法[J].交通信息与安全,2014,32(6):22-26,43.

[7] 王晓原,吴磊,张开旺.非参数小波算法的交通流预测方法[J].系统工程,2005,23(10):44-47.

[8] 王建,邓卫,赵金宝.基于改进型贝叶斯组合模型的短时交通流量预测[J].东南大学学报(自然科学版),2015,35(1):20-24.

[9] 郭海锋,方良君,俞立.基于模糊卡尔曼滤波的短时交通流量预测方法[J].浙江工业大学学报,2013,41(2):218-221.

[10] 沈国江,朱芸,钱晓杰.短时交通流组合模型预测[J].南京理工大学学报,2014,38(2):246-251.

[11] 邱世崇,陆百川,马庆禄.基于时空特性分析和数据融合的交通流预测[J].武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2015,37(2):156-160,178.

[12] 曾庆山,张晓楠.基于 EMD 和组合模型的太阳黑子时间序列预测[J].郑州大学学报(工学版),2014,35(3):78-81.

[13] VLAHOGINNI E I, Prediction of non-recurrent short-term traffic patterns using genetically optimized probabilistic neural networks [J]. Operational research, 2007,7(2):171-184.

[14] TERASVIRTA T. Correspondence [J]. International journal of forecasting, 2005,21(4):781-783.

Short-term Traffic Volume Forecasting Based on ARMA and Kalman Filter

YANG Gaofei¹, XV Rui¹, QIN Ming¹, ZHENG Kaili², ZHANG Bing¹

(1. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. School of Traffic and Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: The traffic prediction was an important component in the intelligent transportation system. The effective short-term traffic flow prediction was conducive to ensure the intersection unimpeded and reduce the traffic delay. According to the uncertainty of road conditions and the nonlinear change of traffic flow, the ARMA model and kalman filter mode was combined through the error magnitude of predicting results to predict the short-term traffic flow in the road. The example indicated that the combined model could achieve the higher prediction precision and made the prediction accuracy up to 5.79 percent. Besides, the combined model had an advantage over the single model in the forecasting accuracy. The combined model can not only predict the short-term traffic flow more accurately, but provided the necessary theoretical basis and technical guidance for the intersection signal timing. Besides, it had definitely application value in reducing the traffic delay and improving the road service level.

Key words: intelligent transportation; short-term traffic volume forecasting; ARMA; Kalman filter; prediction error

(上接第 16 页)

- [9] LIANG Z H, HUANG X F, PAN L, et al. A desion and implementation of data access control in digital campus systems using the RBAC method[C]//Proc. of the First IEEE International Symposium on Information Technologies and Applications in Education. Piscataway: IEEE, 2007;274-277.
- [10] ZHANG D M, LU Z X. Strategy design of permission management and data access scope control in provincial centralized project[C]//Proc. of International Forum

on Computer Science-Technology and Applications. Piscataway: IEEE, 2009;396-398.

- [11] 王莉娟,郭培辉. PLM 系统中数据权限控制研究[J]. 电子设计工程, 2011,19(3):131-133.
- [12] 龚艺. 一种基于 RBAC 的数据权限模型的设计与实现[J]. 网络安全技术与应用, 2012(8):42-44.
- [13] 刘云峰,欧阳荣彬,来天平,等. 面向职责的细粒度委托授权机制及其应用研究[J]. 太原理工大学学报, 2012,43(专辑):150-154.

Implementation of Parameter Model of PRBAC Based on Attribute Rules

OUYANG Rongbin, LIU Yunfeng, LONG Xinzheng

(Computer Center, Peking University, Beijing, 100871)

Abstract: PRBAC was always implemented to achieve fine-grained access control. This paper analyzed recent research on data permissions, summarized related experiences, and presented a parameter model of PRBAC based on attribute rules. It presented the model's design, including the rule's formal form and its components. It also described a general implementation scheme, including the rules' specification, rule's application time choice, algorithm of the rule's validation, and some key techniques of the implementation. With the practice on IAAA at PKU, it showed that the model was flexible and the rules' setting was convenient. This paper also pointed out that rules' conflict checking should be implemented in future.

Key words: access control; data permissions; PRBAC; attribute rules; parameter model