

## 基于 ARIMA 模型的短时交通流实时自适应预测

韩超<sup>1</sup>, 宋苏<sup>1</sup>, 王成红<sup>2</sup>( <sup>1</sup>北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100022; <sup>2</sup>国家自然科学基金委员会信息学部, 北京 100085)

**摘 要:** 实时、准确的短时交通流量预测是智能交通系统(ITS)中的一个关键问题。基于采用 ARIMA (p, d, 0) 模型结构的时间序列分析方法, 提出一种短时交通流实时自适应预测算法。在该算法中采用带遗忘因子的递推最小二乘方法进行参数估计, 采用基于线性最小方差预报原理的 Astrom 预报算法进行预报。针对大量实测数据进行仿真实验, 结果表明: 减小遗忘因子可以提高一步预测的性能。此外, 将该算法分别应用于工作日和双休日的数据时, 仿真实验都取得了较好的预测效果, 说明该算法对不同交通流状况具有较好的适应性。

**关键词:** 时间序列分析; ARIMA 模型; 短时交通流预测; 自适应预测; 实时预测;

**文章编号:** 1004-731X(2004)07-1530-03 **中图分类号:** U491.1 **文献标识码:** A

## A Real-time Short-term Traffic Flow Adaptive Forecasting Method Based on ARIMA Model

HAN Chao<sup>1</sup>, SONG Su<sup>1</sup>, WANG Cheng-hong<sup>2</sup>( <sup>1</sup> School of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China;<sup>2</sup> Department of Information Sciences, National Natural Science Foundation of China, Beijing 100085, China;)

**Abstract:** Real-time and accurate short-term traffic flow forecasting has become a critical problem in intelligent transportation systems (ITS). Based on time series analysis method adopting ARIMA(p,d,0) model, a kind of real-time adaptive forecasting method for short-term traffic flow was presented. In this method the recursive forgetting factor least square method (RFFLS) was adopted for parameter estimation. The Astrom forecasting algorithm was used for forecasting, which is based on linear minimum square error of prediction. A lot of real observation data are used for simulation tests and results show that when forgetting factor is decreased, the one-step forecasting performance can be improved. In addition, when this method is respectively applied to the data at the weekday and the weekend, both simulation tests have good forecasting performance, which demonstrates that this method has good adaptability in different traffic flow circumstances.

**Keywords:** time series analysis; ARIMA model; short-term traffic flow forecasting; adaptive forecasting; real-time forecasting;

## 引言

近些年来,随着智能交通系统(ITS)的蓬勃发展,智能交通控制与诱导系统已成为 ITS 研究的热门课题。但是无论是对于交通控制还是交通诱导系统来说,实时准确的交通流量预测是这些系统实现的前提及关键,交通流量预测结果的好坏直接关系到交通控制与诱导的效果。

众所周知,道路交通系统是一个有人参与的、时变的复杂系统,它的显著特点之一就是具有高度的不确定性。这种不确定性给交通流量的预测带来了困难,尤其是短时交通流量预测受随机干扰因素影响更大,不确定性更强,规律性更不明显,这也是短时交通流量预测相对于中长期预测更难的问题所在。本文所讨论的是短时交通流量的一步预测,即对下一决策时刻(t+1时刻)的交通流量作出短期实时预测,

仿真实验所选取的实测数据的采样间隔为 10 分钟(一般认为预测时间跨度不超过 15 分钟的交通流预测是短时预测)。

## 1 传统的时间序列分析方法

按时间顺序排列的观测值的集合称为时间序列。时间序列模型最主要的特征就是承认观测值之间的依赖关系和相关性,它是一种动态模型,能够应用于动态预测。

传统的应用范围较广的时间序列分析方法是 Box 和 Jenkins 于 1970 年提出的 ARIMA (自回归和滑动平均)方法,也称为 Box—Jenkins 法。该方法的基本思路是:对于非平稳的时间序列,用若干次差分(称之为“求和”)使其成为平稳序列,再用 ARMA (p, q) 模型对该平稳序列建模,之后经反变换得到原序列。

用数学公式表示这样一个 ARIMA (p,d,q) 过程如下:

$$A(B) \nabla^d y(t) = C(B)e(t)$$

其中, {y(t)}, {e(t)} 分别表示原序列和白噪声序列,

$$A(B) = 1 - a_1 B - a_2 B^2 - \dots - a_p B^p$$

$$C(B) = 1 - c_1 B - c_2 B^2 - \dots - c_q B^q \quad (1)$$

收稿日期: 2003-06-18 修回日期: 2003-07-13

作者简介: 韩超(1978-), 男, 辽宁辽阳人, 硕士生, 研究方向为时间序列分析, 自适应预测; 宋苏(1963-), 男, 江西人, 汉族, 教授, 硕士生导师, 博士, 研究方向为自适应控制, 智能信息处理; 王成红(1955-), 男, 副教授, 博士后。

$B$  是后移算子,即满足表达式:  $B^n y(t) = y(t-n), n=1,2,\dots$ ,  
 $\nabla^d = (1-B)^d$  是  $d$  阶差分,  $d=1$ , 进行一次差分处理,  
 即令  $z1(t) = \nabla y(t) = y(t) - y(t-1)$ ;  $d=2$ , 进行两次差分处理,  
 即令  $z2(t) = \nabla^2 y(t) = \nabla z1(t) = z1(t) - z1(t-1)$ , 依此类推。

Box—Jenkins 法应用于时间序列建模、预报的过程一共包括如下五个步骤:

- 1) 数据的预处理: 包括零均值化处理和差分平稳化处理, 这一步骤主要是使该序列满足时间序列建模的前提条件, 此外也有利于提高预测的精度;
- 2) 模型结构辨识: 利用自相关分析和偏自相关分析的方法从  $AR(p)$  模型、 $MA(q)$  模型、 $ARMA(p,q)$  模型和  $ARIMA(p,d,q)$  模型中选择一个比较合适的模型作为建模用的模型结构, 并确定模型的阶次;
- 3) 模型参数估计: 通过求解方程的办法来确定模型的参数值 (变量的系数);
- 4) 模型检验: 通过对原时间序列与所建模型之间的误差序列是否具有随机性的检验来实现; 若模型检验不能通过, 则需回到步骤 2) 重新进行模型结构辨识;
- 5) 利用所建立的合适的模型导出其预测模型, 应用于实际预测。

Box—Jenkins 法在应用于短时交通流建模、预报时存在两点不足: 第一, 模型参数的求解过程是通过离线求解方程实现, 而不是通过在线递推估计实现, 并且在预测的过程中模型的参数是固定的, 这不能很好地适应不确定性强的短时交通流动态预测的要求; 第二, 该方法在应用于受随机干扰因素影响大, 不确定性强的短时交通流建模、预报的过程中, 模型结构辨识和模型检验的过程比较繁琐。

通过运用 Box—Jenkins 法对实测数据进行多次仿真实验的研究比较, 发现将基于  $ARIMA(p, d, 0)$  模型结构的实时自适应预测算法应用于短时交通流的一步实时预测可以取得较好的预测效果。此外, 在该算法中没有模型结构辨识过程, 而是直接选用  $ARIMA(p, d, 0)$  模型结构 ( $d$  通常取 0, 1 或 2), 主要是基于以下三点考虑:

第一, 使用该模型结构, 可以直接使用递推最小二乘法方法进行参数估计, 而该方法具有算法简单、估计精度高、收敛快、鲁棒性强和便于在线应用的优点; 第二, 本文的仿真实例也说明采用基于  $ARIMA(p, d, 0)$  模型结构的实时自适应预测算法具有较好的预测性能和较强的适应性; 第三, 如果采用  $ARIMA(p, d, q)$  模型结构 ( $q > 0$ ), 在进行参数估计时就要估计噪声特性参数, 而既要做到估计算法简单, 便于在线应用, 又要做到对噪声特性参数进行较准确的估计比较困难。

## 2 基于 $ARIMA(p, d, 0)$ 模型结构的实时自适应预测算法

该预测算法主要包括三个部分: 数据的预处理、参数递

推估计和基于线性最小方差预报原理的 Astrom 预报。

### 1) 数据的预处理

零均值化处理。设原序列为  $\{y(t)\}$ ,  $\{y(t)\}$  的均值  $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y(t)$ , 令新序列的样本值  $x(t) = y(t) - \bar{y}$ 。

差分处理的次数是由  $ARIMA(p, d, 0)$  模型结构中的参数  $d$  决定:  $d=1$ , 进行一次差分处理,  $d=2$ , 进行两次差分处理, 依此类推。若  $d=0$ , 即不进行差分处理, 模型结构为  $AR(p)$ 。

如果对原序列经过  $d$  次差分后得到的新序列的模型为  $AR(p)$  模型, 那么原序列即是  $ARIMA(p, d, 0)$  模型。下面介绍的参数估计和预报都是针对差分处理后的  $AR(p)$  模型进行的, 在得到预报结果后再经反变换得到原序列的预报值。

### 2) 参数估计

采用带遗忘因子的递推最小二乘法方法进行参数估计。遗忘因子的作用是强化当前观测数据对参数估计的作用, 而削弱先前观测数据的影响, 带遗忘因子主要是考虑了模型参数的时变性。

序列  $\{y(t)\}$  的  $AR(p)$  模型的数学表达式为:

$$A(B)y(t) = e(t) \quad (2)$$

其中,  $e(t)$  是零均值的白噪声,  $B$  是后移算子,  $A(B)$  同 (1) 式。则 (2) 式可写成:

$$y(t) = a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_p y(t-p) + e(t) \quad (3)$$

写成矢量形式即:

$$y(t) = \phi^T(t) \theta + e(t) \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} \phi^T(t) &= [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)] \\ \theta &= [a_1, a_2, \dots, a_p]^T \end{aligned}$$

将  $\phi^T(t)$ ,  $\theta$  代入带遗忘因子的递推最小二乘法公式 (可参见文献 [3-4]), 并赋初值, 即可进行在线递推参数估计。

### 3) 预测算法

采用基于线性最小方差预报原理的 Astrom 预报法进行预测, 该算法能较好地解决预测中存在的随机性影响大的问题。具体描述形式 [6] 如下:

对于平稳可逆的  $ARMA(p,q)$  过程:

$$A(B)y(t) = C(B)e(t) \quad (5)$$

其中  $B$  是后移算子,  $A(B)$ 、 $C(B)$  同 (1) 式, 最小方差预报器为:

$$\hat{y}(t+kl) = (G(B)/C(B))y(t) \quad (6)$$

它的递推形式:

$$C(B)\hat{y}(t+kl) = G(B)y(t) \quad (7)$$

其中  $G(B)$  和  $F(B)$  由如下 Diophantine 方程求得:

$$C(B) = A(B)F(B) + B^k G(B) \quad (8)$$

式中

$$\begin{aligned} F(B) &= f_0 + f_1 B + f_2 B^2 + \dots + f_{n_f} B^{n_f} \\ G(B) &= g_0 + g_1 B + g_2 B^2 + \dots + g_{n_g} B^{n_g} \end{aligned} \quad (9)$$

其中  $n_f=k-1$ ,  $n_g=\max(p-1, q-k)$ 。本文为一步预测算法, 只需将  $C(B)=1$ ,  $q=0$ , 预测步数  $k=1$  代入上述公式, 经过简单的推导计算即可求得一步预测公式。

### 3 仿真实例

采用该方法对七组实测数据(来源于北京工业大学交通研究中心)进行了一步实时预测的仿真实验。这些数据是十分钟交通量数据, 即每隔十分钟获得一个数据观测值, 每组数据包括了 144 个观测值, 记录了当天北京长虹桥南(兆龙饭店东口)内环便道外环方向 2 车道 0:00—23:50 交通流量的变化情况。这七组实测数据分别记录了 2002 年 5 月 20 日(星期一)—5 月 26 日(星期日)的交通流量情况。

为了能评价和比较仿真实验结果, 本文使用如下两个性能指标:

(1) 相对误差, 用 RE 表示, 它可以描述某一时刻预测效果的好坏, 计算公式为:

$$RE(t)=[y(t)-\hat{y}(t)]/y(t)$$

其中  $y(t)$  是实测值,  $\hat{y}(t)$  是预测值;

(2) 平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error), 它是一个综合评价整个预测过程预测性能高低的指标, 其计算公式为:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |RE(t)|$$

其中  $RE(t)$  是时刻  $t$  的相对误差,  $n$  是样本数。

仿真实验选取的模型结构为 ARIMA(11, 0, 0)。为了便于比较, 每次仿真实验的初值都相同, 即参数向量  $\hat{\theta}(0)=0$ (向量),  $P(0)=1000 \times I$ , 其中  $I$  是单位矩阵, 仿真实验过程与结果如下:

先对一天中交通量高峰期(8:00—20:50)的交通流量做出预测(需要 8:00 前的三十几个历史数据启动带遗忘因子的递推最小二乘法进行参数估计)。将该算法应用于 5 月 22 日的数据, 遗忘因子  $\rho$  在通常的取值范围( $0.95 \leq \rho \leq 0.99$ )内取值, 如  $\rho=0.99$ , 其仿真结果如图(1)所示, 其平均绝对百分比误差 MAPE 为 9.52%。将遗忘因子  $\rho$  不在通常的取值范围内取值, 而取比较小的正数, 可以提高预测的精度。图(2)和图(3)分别是  $\rho=0.93$  和  $\rho=0.3$  时的仿真结果, 其中图(2)的 MAPE=8.66%, 图(3)的 MAPE=7.69%。仿真结果表明: 减小遗忘因子  $\rho$  的值可以提高一步预测的精度。

在  $\rho=0.3$  的情况下, 将该算法应用于 5 月 20 日的数据, 仿真结果如图(4)所示, MAPE=12.63%; 同样在  $\rho=0.3$  的情况下, 将该算法应用于 5 月 25 日的数据, 仿真结果如图(5)所示, MAPE=8.91%。

在选用 ARIMA(11, 0, 0)模型结构,  $\rho=0.3$  的情况下, 采用该算法分别对 5 月 20 日(星期一)—5 月 26 日(星期日) 0:00—23:50 的交通流量状况进行一步实时预测的仿

真, 结果(MAPE 值)如表 1 所示。从以上的仿真结果可看出该算法具有较好的适应性: 它不仅能适应类似交通流状况动态预测的要求, 还能适应工作日和双休日不同交通流状况动态预测的要求(限于一步实时预测)。

表 1 一周交通流量预测结果

日期	周一	周二	周三	周四	周五	周六	周日
MAPE	12.32%	8.35%	9%	9.51%	8.10%	8.05%	9.51%

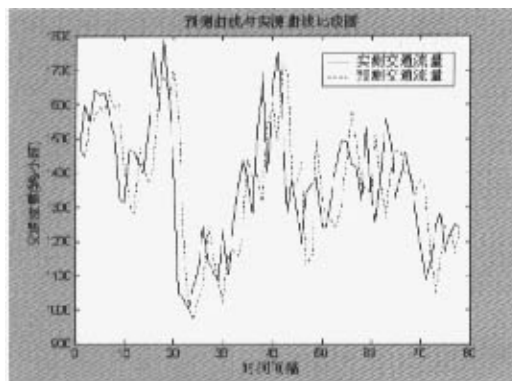


图 1 5 月 22 日交通流量数据的预测曲线 ( $\rho=0.99$ )

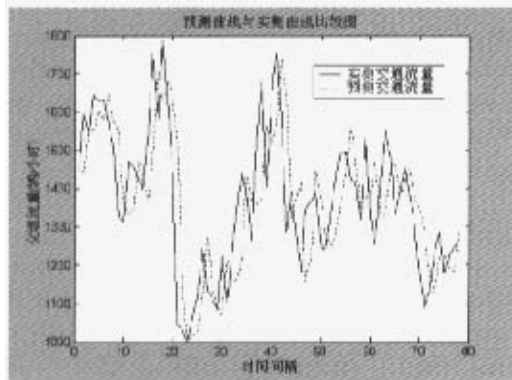


图 2 5 月 22 日交通流量数据的预测曲线 ( $\rho=0.93$ )

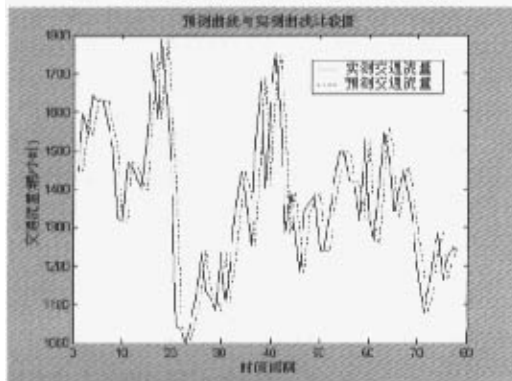


图 3 5 月 22 日交通流量数据的预测曲线 ( $\rho=0.3$ )

效性和实用性，考虑车用发动机在不同工况下模型分别为：

$$\begin{aligned} \text{a). } & y(k)-0.496585y(k-1)=0.5u(k-2)+\xi(k)/\Delta \\ \text{b). } & y(k)-1.001676y(k-1)+0.241714y(k-2)=0.23589u(k-1)+ \\ & \xi(k)/\Delta \\ \text{c). } & y(k)-0.496585y(k-1)=0.5u(k-1)+\xi(k)/\Delta \\ \text{d). } & y(k)-1.001676y(k-1)+0.241714y(k-2)=0.23589u(k-2)+ \\ & \xi(k)/\Delta \end{aligned}$$

从第 50 步开始，每 100 步变化一次模型，即：

50~150 步采用模型 a)； 150~250 步采用模型 b)；

250~350 步采用模型 c)； 350~450 步采用模型 d)。

取参数： $p=n=6$ ， $m=2$ ， $\lambda=0.6$ ， $\alpha=0.35$ ；控制量的上限和下限  $u_{\min}=-1$ ， $u_{\max}=1$ 。

RLS 参数初值： $g_{n-1}=1$ ， $f(k+n)=1$ ， $P_0=100000I$ ， $\lambda_1=1$  其余为零； $\xi(k)$  为  $[-0.2, 0.2]$  均匀分布的白噪声，可得图 1。

由仿真结果可知，在不需要对象任何先验知识，如模型的阶次、延时时间等情况下，输入受限的隐式广义预测自校正控制器仍具有较强的适应能力和较好的控制性能，对模型的阶次、时滞和参数的变化都有较强的鲁棒性，在非线性系统中也能表现出令人满意的结果。

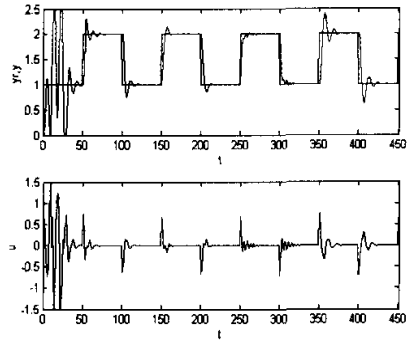


图 1 模型阶次和时滞变化时的跟踪特性

### 参考文献：

- [1] Camacho E F. Constrained generalized predictive control[J]. IEEE Trans. Automat. Contr., 1993, 38(2): 327-332.
- [2] 余世明，杜维. 有约束加权广义预测控制算法[J]. 石油化工自动化. 2000, 6 (27): 27-29.
- [3] 毛志忠，杨琳. 一种解决预测控制输入信号受约束问题的方法[J]. 控制与决策. 1994, 9 (3): 230-233.
- [4] 杨建军，王伟. 输入受限广义预测控制算法的可行性[J]. 控制理论与应用. 2000, 17 (1): 113-116.

(上接第 1532 页)

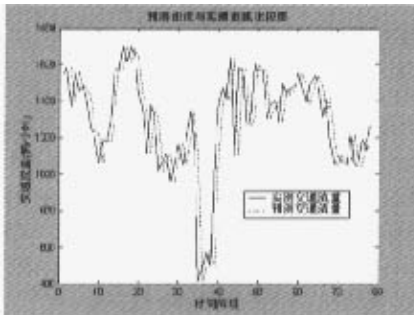


图 4 5 月 20 日交通流量数据的预测曲线 ( $\rho=0.3$ )

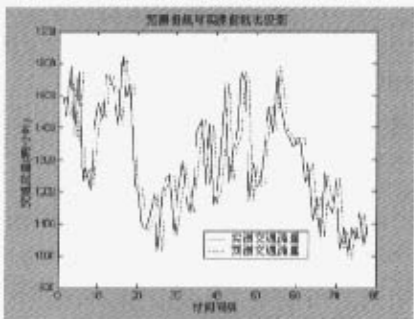


图 5 5 月 25 日交通流量数据的预测曲线 ( $\rho=0.3$ )

## 4 结论

本文提出了一种新的短时交通流实时自适应预测算法，

从大量仿真实例可以看出该预测算法在应用于短时交通流量一步实时预测时具有如下的优点：

1) 需要的训练数据较少，只需要三十几个数据即可启动带遗忘因子的递推最小二乘方法，并可以获得较为精确的参数估计。

2) 该预测算法能够在线估计调整模型参数值，使其不仅能适应类似交通流状况动态预测的要求，还能适应工作日和双休日不同交通流状况动态预测的要求。

3) 在该预测算法中，减小遗忘因子的取值可以提高一步预测的精度，获得较好的预测效果。

4) 建模过程比较简单，避免了传统的时间序列分析的模型结构辨识和模型检验的繁琐过程。

总之，该预测算法较好地解决了短时交通流量一步实时预测中存在的随机干扰因素影响大、不确定性强的问题，取得了较好的预测效果。

### 参考文献：

- [1] 贺国光，李宇，马寿峰. 基于数学模型的短时交通流预测方法探讨[J]. 系统工程理论与实践. 2000, 12: 51-56.
- [2] 谢新民，丁锋. 自适应控制系统[M]. 北京：清华大学出版社，2002, 7.
- [3] 韩曾晋. 自适应控制[M]. 北京：清华大学出版社，1995, 6.
- [4] 方崇智，萧德云. 过程辨识[M]. 北京：清华大学出版社，1988, 8.
- [5] 徐国祥，胡清友. 统计预测和决策[M]. 上海：上海财经大学出版社，1998, 6.
- [6] 邓自立. 最优滤波理论及其应用—现代时间序列分析方法[M]. 黑龙江：哈尔滨工业大学出版社，2000, 8.

作者：[韩超](#)，[宋苏](#)，[王成红](#)  
作者单位：[韩超, 宋苏\(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京, 100022\)](#)，[王成红\(国家自然科学基金委员会信息学部, 北京, 100085\)](#)  
刊名：[系统仿真学报](#)[ISTIC](#)[PKU](#)  
英文刊名：[JOURNAL OF SYSTEM SIMULATION](#)  
年，卷(期)：2004, 16(7)  
被引用次数：35次

## 参考文献(6条)

1. [贺国光; 李宇; 马寿峰](#) [基于数学模型的短时交通流预测方法探讨](#) [期刊论文] - [系统工程理论与实践](#) 2000 (12)
2. [谢新民; 丁锋](#) [自适应控制系统](#) 2002
3. [韩曾晋](#) [自适应控制](#) 1995
4. [方崇智; 萧德云](#) [过程辨识](#) 1988
5. [徐国祥; 胡清友](#) [统计预测和决策](#) 1998
6. [邓自立](#) [最优滤波理论及其应用-现代时间序列分析方法](#) 2000

## 本文读者也读过(4条)

1. [张利](#). [李星毅](#). [施化吉](#) 103. [一种基于ARIMA模型的短时交通流量改进预测算法](#) [会议论文] - 2007
2. [朱顺应](#). [王红](#). [李关寿](#) [路段上短时间区段内交通量预测ARIMA模型](#) [期刊论文] - [重庆交通学院学报](#) 2003, 22 (1)
3. [张辉](#). [刘嘉焜](#). [柳湘月](#). [郭晓泽](#). [ZHANG Hui](#). [LIU Jia-kun](#). [LIU Xiang-yue](#). [GUO Xiao-ze](#) [交通流的季节ARIMA模型与预报](#) [期刊论文] - [天津大学学报](#) 2005, 38 (9)
4. [宗春光](#). [宋靖雁](#). [任江涛](#). [胡坚明](#) [基于相空间重构的短时交通流预测研究](#) [期刊论文] - [公路交通科技](#) 2003, 20 (4)

## 引证文献(35条)

1. [董宏伟](#). [孙晓亮](#). [贾利民](#). [秦勇](#) [多模态的交通流量预测模型](#) [期刊论文] - [吉林大学学报（工学版）](#) 2011 (3)
2. [顾杨](#). [韩印](#). [方雪丽](#) [基于ARMA模型的公交枢纽站客流量预测方法研究](#) [期刊论文] - [交通信息与安全](#) 2011 (2)
3. [任沙浦](#). [沈国江](#) [短时交通流智能混合预测技术](#) [期刊论文] - [浙江大学学报（工学版）](#) 2010 (8)
4. [谷远利](#). [邵春福](#). [谭晓雨](#) [基于混沌神经网络的动态交通量预测方法研究](#) [期刊论文] - [交通与计算机](#) 2007 (6)
5. [于德新](#). [杨兆升](#). [林赐云](#) [自适应信号控制系统流量预测模型研究](#) [期刊论文] - [系统工程理论与实践](#) 2006 (12)
6. [许伦辉](#). [游黄阳](#) [基于特性和影响因素分析的短时交通流预测](#) [期刊论文] - [广西师范大学学报（自然科学版）](#) 2013 (1)
7. [顾杨](#). [韩印](#). [许珂](#) [基于ARMA模型和灰色预测模型的短期客流量预测比较研究](#) [期刊论文] - [中国电子商务](#) 2011 (2)
8. [闫伟](#). [刘云岗](#). [王桂华](#). [高琦](#) [基于数据挖掘的交通流预测模型](#) [期刊论文] - [系统工程理论与实践](#) 2010 (7)
9. [杜长海](#). [黄席樾](#). [杨祖元](#). [邓天民](#). [詹建平](#) [改进的FS算法选取支持向量回归机参数及应用](#) [期刊论文] - [计算机应用研究](#) 2009 (7)
10. [钱海峰](#). [陈阳舟](#). [李振龙](#). [杨玉珍](#) [核函数法与最邻近法在短时交通流预测应用中的对比研究](#) [期刊论文] - [交通与计算机](#) 2008 (6)
11. [谭满春](#). [李英俊](#). [关占荣](#). [徐建闽](#) [周相似特性下交通流组合预测方法研究](#) [期刊论文] - [计算机工程与应用](#) 2007 (33)
12. [谭满春](#). [冯萃斌](#). [徐建闽](#) [基于ARIMA与人工神经网络组合模型的交通流预测](#) [期刊论文] - [中国公路学报](#) 2007 (4)
13. [李宁宁](#). [宋苏](#) [一种鲁棒神经网络自适应控制策略及其应用](#) [期刊论文] - [控制工程](#) 2007 (3)

14. 秦巍, 郭永富. 一种基于历史遥测数据的在轨卫星故障预警系统[期刊论文]-航天器工程 2010(6)
15. 杜长海, HUANG Xi-yue, 杨祖元, TANG Ming-xia, 杨芳勋. 基于神经网络和Markov链的交通流实时滚动预测[期刊论文]-系统仿真学报 2008(9)
16. 李洪萍, 裴玉龙. 基于混沌理论的交通流短时预测模型[期刊论文]-昆明理工大学学报(理工版) 2006(5)
17. 姚亚夫, 曹锋. 基于ARIMA的交通流量短时预测[期刊论文]-交通科技与经济 2006(3)
18. 张敬磊, 王晓原. 基于非线性组合模型的交通流预测方法[期刊论文]-计算机工程 2010(5)
19. 邓志龙, 李全, 陈茜. 基于灰色系统理论的短时交通流预测[期刊论文]-公路交通技术 2006(1)
20. 周欣荣, 柴干, 苑红凯. 短时段交通预测时间序列方法的改进[期刊论文]-徐州建筑职业技术学院学报 2005(4)
21. 谭国贤, 翁小雄, 姚树申, 黄征. 城市交叉路口的短时交通流建模预测[期刊论文]-交通与计算机 2005(1)
22. 翁小雄, 谭国贤, 姚树申, 黄征. 城市交叉口交通流特征与短时预测模型[期刊论文]-交通运输工程学报 2006(1)
23. 孙湘海, 刘潭秋. 基于SARIMA模型的城市道路短期交通流预测研究[期刊论文]-公路交通科技 2008(1)
24. 周鑫, 张锦, 李果, 郑伯峰. 基于乘积季节模型的GPRS小区流量预测[期刊论文]-计算机工程 2010(18)
25. 窦慧丽, 刘好德, 吴志周, 杨晓光. 基于小波分析和ARIMA模型的交通流预测方法[期刊论文]-同济大学学报(自然科学版) 2009(4)
26. 王进, 史其信. 短时交通流预测模型综述[期刊论文]-中国公共安全(学术版) 2005(1)
27. 王国华, 窦慧丽, 郭敏. 基于小波分析的交通数据自适应消噪算法研究[期刊论文]-计算机应用与软件 2011(10)
28. 窦慧丽, 吴志周. 基于小波分析和非参数回归的交通流组合预测方法[期刊论文]-重庆交通大学学报(自然科学版) 2011(4)
29. 周鑫, 张锦, 赵研科, 王如龙. GPRS小区流量预测中时序模型的比较研究[期刊论文]-计算机应用 2010(4)
30. 蔡雁, 吴敏, 王绍丽, 王春生. 基于多模型集成的铁矿粉库存量预测方法[期刊论文]-中南大学学报(自然科学版) 2011(11)
31. 赵烨华, 张仲荣, 石星宏, 张恒. 一种新的基于小波分析理论的组合预测方法[期刊论文]-鲁东大学学报: 自然科学版 2011(4)
32. 尚宁. 基于数据挖掘的短时路口交通流量预测研究[学位论文]硕士 2006
33. 周欣荣. 高速公路短时段交通流预测方法研究[学位论文]硕士 2006
34. 李宁宁. 鲁棒神经网络自适应控制系统的研究[学位论文]硕士 2006
35. 王进. 短期交通流预测模型和方法研究[学位论文]博士 2005

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_xtfzxb200407042.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_xtfzxb200407042.aspx)