基于指数平滑和马尔可夫链的短时交通流量预测①

李军怀, 高　瞻, 王志晓, 张　璟

(西安理工大学 计算机科学与工程学院, 西安 710048)

摘　要: 短时交通流预测是智能交通系统研究的一个重要问题. 由于指数平滑法在对实测数据进行拟合时, 预测精度不高, 本文针对这一问题将指数平滑理论与马尔可夫链相结合, 提出了指数平滑马尔可夫短时交通流量预测方法, 借助于马尔可夫链来解决利用指数平滑法预测中存在的问题来缩小预测区间、提高预计算各状态加权中心及状态转移概率矩阵, 以此来提高未来状态预测精度. 采用实测交通流量进行仿真实验, 结果表明, 本文方法比常规指数平滑法具有更高的准确性, 而且具有较强的适应性.

关键词: 智能交通系统; 交通流量预测; 指数平滑法; 马尔可夫链

Short-term Traffic Flow Forecasting Based on Exponential Smoothing and Markov Chains

LI Jun-Huai, GAO Zhan, WANG Zhi-Xiao, ZHANG Jing

(School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Short-term traffic flow forecast is an important issue in Intelligent Transportation system. Due to the low forecast accuracy of exponential smoothing method in data fitting. In this paper, By combining exponential smoothing theory and Markov chain, we propose exponential-smoothing-Markov short-term traffic flow forecast method. With Markov chain, the method can solve the problems existing in exponential smoothing, i.e., by narrowing the forecast interval and improving status weighting centers and status transition probability matrices in pre-calculation, the proposed method can improve the future status forecast accuracy. An experiment on actual traffic flow has shown that, the proposed method improves forecast accuracy and has stronger adaptability.

Key words: intelligent transportation system; traffic flow forecast; exponential smoothing; Markov chains

1　引言

随着社会经济的不断发展和城市化进程的加快, 机动车的数量也逐年上升, 导致交通事故和交通拥堵等一系列交通问题日益突显. 可以通过建设分流路段或拓宽道路来解决交通的拥堵, 但是这种方法经济代价大并且不灵活, 而实际中使用较多的措施是加强对拥堵路段实施交通管制和疏导, 以此缓解交通拥堵. 在进行交通管理时, 如果将来某时刻的交通流量能够使用实时监测的交通流量以及历史数据予以预测, 无疑对解决路段交通拥堵和实施智能化交通管理具有重要的意义[1].

智能交通系统为解决上述问题而产生, 其核心是如何解决实时诱导与短时交通流量的预测[2]. 诱导系统能否很好的使用的关键在于短时交通流量的预测[3]. 作为路径诱导实现的理论依据, 短时交通流量预测利用实时和历史的交通流量数据信息, 通过预测算法将得到的未来某时刻交通流量信息提供给出行者, 使他们能够更好地选择最优路径, 从而避免交通阻塞、有效地减少出行时间, 因此短时交通流量预测精度将对诱导的实现具有直接的影响.

交通流量预测算法从早期的以微积分和数理统计等为基础的预测方法(如: 指数平滑法、时间序列法、历史平均法等)逐渐发展成为应用现代科学技术和方法作为主要研究手段的预测方法(如: 灰色系统预测模型、神经网络预测法、组合预测算法、卡尔曼滤波预测法等)[4-7]. 其中时间序列法需要比较多的历史数据

① 基金项目:国家自然科学基金(61172018);陕西省科技攻关项目(2011NXC01-12);陕西省教育厅科技项目(2010JC15)
收稿时间:2013-05-17;收到修改稿时间:2013-06-17

并且调整模型的初始参数比较复杂; 历史平均法预测精度不高, 对随机干扰因素的影响无法克服, 且对交通系统中突发事件无法应对; 神经网络预测法需要数据量比较大, 训练参数比较复杂, 计算时间比较长[8]; 卡尔曼滤波预测法是一种较为复杂的算法, 由于需要做大量的矩阵和向量运算, 输出值存在延迟、不适用于实时在线预测[3]; 指数平滑法因其观测值需要的比较少, 计算过程简单等优点, 在短期交通流预测中应用的也比较广泛[9]. 但是指数平滑法主要用于数据少波动性不大的短期预测问题, 对于随机波动性较大的数据序列使用指数平滑法预测, 则预测结果较差, 预测精度不高, 误差比较大.

本文针对交通流量的非线性、复杂性、随机性等特点[10], 将指数平滑和马尔可夫链的基本原理应用于交通流量预测的研究, 而对于数据随机波动性比较大的预测问题, 使用马尔可夫链可以较好的弥补指数平滑法预测过程中的这一局限性. 短时交通流量的预测问题是一个非平稳的随机过程, 它的变化趋势随时间而变化. 对交通流量数据采用指数平滑法进行拟合可以找出它的变化趋势, 则可以弥补马尔可夫链预测过程中的局限性. 所以短时交通流量的时序变化总趋势用指数平滑预测来揭示, 状态的转移规律用马尔可夫预测来确定, 采用两者相结合的方式可以较好的提高预测精度. 因此, 本文结合指数平滑和马尔科夫可的优点, 提出了一种新的能够对短期交通流量进行预测的方法来研究短期交通流量预测.

2 指数平滑法与马尔可夫链的基本原理

本文方法建立在指数平滑法和马尔可夫链[11,12]基本原理的基础之上, 本节简要介绍指数平滑法和马尔可夫链的基本原理.

2.1 指数平滑法

指数平滑法[13]是一种经常用的预测方法, 具有在预测值中能够较多地反映最新观测值信息, 需要存储的历史数据不多并且计算量相对较小等优点, 因而被广泛应用到实际的预测当中. 它的基本思想是: 使用前期观测值的加权和来表示预测值, 赋不同的权重给不同历史时期的数据, 赋较小的权重给远期数据, 赋较大权重给近期数据. 假如 $y_1, y_2, \cdots, y_t \cdots$ 为时间序列, 那么一次指数平滑公式可表示为(1)式:

$$S_t^{(1)} = \alpha y_t + (1-\alpha) S_{t-1}^{(1)} \tag{1}$$

其中, 第 t 周期的一次指数平滑值用 $S_t^{(1)}$ 表示, 指数平滑系数用 α 表示, $0 < \alpha < 1$.

展开上式将为下面(2)形式:

$$S_t^{(1)} = \alpha \sum_{j=0}^{t-1} (1-\alpha)^j y_{t-j} + (1-\alpha)^t S_0^{(1)} \tag{2}$$

因为 $0 < \alpha < 1$, 所以 $t \to \infty$ 时, $(1-\alpha)^t \to 0$, 可以得到(3)式:

$$S_t^{(1)} = \alpha \sum_{j=0}^{\infty} (1-\alpha)^j y_{t-j} \tag{3}$$

从上面式子可以得 $S_t^{(1)}$ 实际上是对历史观测数据 $y_t, y_{t-1}, \cdots, y_{t-j}, \cdots$ 的加权平均值, 它们的加权系数是一组按几何级数衰减的值, 分别为 $\alpha, \alpha(1-\alpha), \cdots, \alpha(1-\alpha)^j, \cdots$. 越远期的数据具有越小的权重, 越近期的数据具有越大的权重, 且它们的权重之和等于 1, 如 $\alpha \sum_{j=0}^{t-1} \alpha(1-\alpha)^j = 1$. 因为其具有符合指数规律的加权系数, 并且对数据具有平滑的功能, 所以称它为指数平滑.

进行预测时使用上面的方法, 可以得到的预测方法为一次指数平滑法. 下式(4)为预测模型:

$$x_{t+1} = S_t^{(1)} = \alpha y_t + (1-\alpha) x_t \tag{4}$$

上式表示第 $t+1$ 期的预测值为 x_{t+1}.

使用上式(4)进行预测时, 平滑系数 α 的选取很重要, 平滑系数 α 愈小, 则近期的观测值对预测结果的影响就愈小愈平滑; 反之, 平滑系数 α 愈大, 则近期的观测值对预测结果影响愈大[9]. 因此在实际应用中, 确定 α 的值就比较重要. 一般地, 时间序列的波动比较明显且迅速的时候 α 取值应比较大些, 如 0.6～0.9; 若时间序列的波动比较平稳的时候 α 取值应比较小些, 如 0.1～0.3.

2.2 马尔可夫链

若随机过程 $\{X(t), t \in T\}$ 对一组有限的时间序列 $t_1 < t_2 < \cdots < t_n \in T, (X(t_1), X(t_2), \cdots, X(n))$ 的相应状态为 $a_1, a_2, \cdots, a_n \in A$ (状态空间)满足(5)式:

$$p\{X(t_n) \le a_n \mid X(t_{n-1}), \cdots, X(t_1)\} = p\{X(t_n) \le a_n \mid X(t_{n-1})\} \tag{5}$$

则认为这一过程具有马尔可夫性, 具有这一性质的 $X(t)$ 为马尔可夫过程.

假设马尔科夫过程 $\{X_n, n \in T\}$ 的参数集 T 是离散的时间集合, 即 $\{X_n, n \in T\}$, 则相应 X_n 可能取值的全体组成的状态空间是离散的状态集 $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_n\}$.

设有随机过程 $\{X_n, n \in T\}$, 若对于任意整数 $n \in T$ 和任意的 $a_1, a_2, \cdots, a_n \in A$, 条件概率满足式(6):

$$p\{X_n = a_n \mid X_1 = a_1, X_2 = a_2, \cdots, X_{n-1} = a_{n-1}\} = p\{X_n = a_n \mid X_{n-1} = a_{n-1}\} \quad (6)$$

则认为$\{X_n, n \in T\}$是马尔可夫链, 简称马氏链. (6)式是马尔可夫链的马氏性(或无后续型)的数学表达式. 马尔科夫链的统计特性完全由条件概率$p\{X_n = a_n \mid X_{n-1} = a_{n-1}\}$所决定.

条件概率$p\{X_n = j \mid X_{n-1} = i\}$的直观含义为系统在时刻$n-1$处于状态$i$的条件下, 在时刻$n$系统处于状态$j$的概率. 它相当于随机游动的质点在时刻$n-1$处于状态$i$的条件下, 下一步转移到状态$j$的概率, 记此条件概率$p_{ij}(n)$: $p_{ij}(n) = p\{X_n = j \mid X_{n-1} = i\}$为在时刻$n$的一步转移概率, 简称为转移概率.

一般地, 转移概率$p_{ij}(n)$不仅与状态i、j有关, 而且也与时刻n有关. 由一步转移概率$p_{ij}(n)$所组成的矩阵称为系统状态的一步转移概率矩阵. 矩阵中每一行元素的和都是 1($\sum_j p_{ij} = 1$)并且每个元素p_{ij}均大于或等于零. k步转移概率由$C-K$方程$P_{ij}(k) = \sum_{l \in I} P_{il}(m) P_{lj}(k-m)$来确定, k步转移概率矩阵如式(7)所示:

$$P(k) = \begin{bmatrix} P_{11}(k) & P_{12}(k) & \cdots & P_{1N}(k) \\ P_{21}(k) & P_{22}(k) & \cdots & P_{2N}(k) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ P_{N1}(k) & P_{N2}(k) & \cdots & P_{NN}(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

通过对一步转移概率p_{ij}多次使用$C-K$方程可以得到k步转移概率: $P(k) = P^k$.

3 指数平滑马尔可夫短时交通流量预方法

使用指数平滑马尔可夫方法预测的思路是: 首先利用指数平滑法预测数据的趋势曲线$\hat{Y}(k)$, 然后使用马尔可夫理论预测数据的波动值, 将这两个理论相结合从而使预测结果涉及两个方面的预测信息, 以达到预测结果具有较高的精度.

3.1 建立指数平滑模型

1.初值$S_0^{(1)}$和平滑参数α选取

使用指数平滑模型时对初值和平滑参数的选取很重要, 一般的做法是使用最初几个的平滑值或历史数据的平均值作为平滑初值, 而根据经验值选取平滑参数, 使用这些值进行预测得到的结果往往不理想. 本文中使用了文献[14]的方法来选取初始值$S_0^{(1)}$和平滑参数α.

2.使用公式进行预测

根据第一步中得到的初值和平滑参数使用下面指数平滑公式(8)和(9)进行预测

$$x_{t+1} = S_t^{(1)} = \alpha y_t + (1-\alpha) x_t \quad (8)$$

$$\hat{Y}(t) = x_{t+1} \quad (9)$$

3.2 预测误差状态划分

使用指数平滑模型趋势预测项$Y(t)(Y(t) = X(t+1))$作为基准, 划分为n个条形区域的状态, 其用Q_i表示如式(10)所示:

$$Q_i = [Q_{1i}, Q_{2i}], i = 1, 2, \cdots, n \quad (10)$$

式中, $Q_{1i} = \hat{Y}(k) + A_i$; $Q_{2i} = \hat{Y}(k) + B_i$; A_i、B_i可以根据历史交通流量数据来确定. 因为$\hat{Y}(k)$随时间发生变化, 所以状态Q_i也会随时间而变化.

3.3 状态转移概率计算

马尔可夫链中, 从状态Q_i转移到状态Q_j的状态转移概率可使用$P_{ij}(k) = M_{ij}(k)/M_i$; $i = 1, 2, \cdots, n$表示, 其中, M_i表示状态为Q_i的原始交通流量数据的样本数, $M_{ij}(k)$表示为经过k步以后状态从Q_i到Q_j的原始交通流量数据样本数. 那么 k 步状态转移概率矩阵可以表示为式(11):

$$P(k) = \begin{bmatrix} P_{11}(k) & P_{12}(k) & \cdots & P_{1N}(k) \\ P_{21}(k) & P_{22}(k) & \cdots & P_{2N}(k) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ P_{N1}(k) & P_{N2}(k) & \cdots & P_{NN}(k) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$P(k)$建立在马尔科夫理论之上, 从统计学的角度反映了每一个状态转移的规律. 一般情况下, 未来状态可以通过一步转移概率矩阵来确定, 否则可以使用$P(2)$(2 步)或者$P(k)$(多步)转移概率矩阵确定.

3.4 预测结果的计算

道路交通流量状态转移概率矩阵确定以后, 可以推断出下一个时刻的预测状态, 假设为Q_i, 则可以取状态区间的平均值来计算预测结果. 如式(12): $G(t)$, 即:

$$G(t) = \hat{Y}(t) + (A_i + B_i)/2 \quad (12)$$

4 实验与分析

通过某市交通管理中心的信息采集得到一条交通主干道交通流量, 见表 1.

表 1 交通流量

时间	7:30	7:40	7:50	8:00	8:10	8:20
车辆数	80	88	99	149	169	115
时间	8:30	8:40	8:50	9:00	9:10	9:20
车辆数	137	119	102	98	108	92

使用指数平滑法预测得到结果如表 2 所示.

表 2 指数平滑法预测结果

时间	实测值	预测值	绝对误差	相对误差（%）
7:30	80	99	-19	-23.75
7:40	88	83	5	5.68
7:50	99	87	12	12.12
8:00	149	97	52	34.80
8:10	169	140	29	17.16
8:20	115	164	-49	-42.60
8:30	137	123	14	10.21
8:40	119	134	-15	-12.60
8:50	102	121	-19	-18.62
9:00	98	105	-7	-7.14
9:10	108	99	9	8.33

根据绝对误差状态划分为(-49,-20](-30,10](10,52], 则状态转移矩阵为:

$$P=\begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0.75 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.5 \end{bmatrix}$$

根据公式 $G(t)=\hat{Y}(t)+(A_i+B_i)/2$ 得到下一时刻的流量预测结果为:

$G(t)$=108*0.84+(1-0.84)*99+(-30+10)/2=96.58

根据上述步骤得到 9:20-11:00 之间十一个时刻的指数平滑预测法和改进后的预测方法预测结果与实际交通流量值对比如图 1 所示.

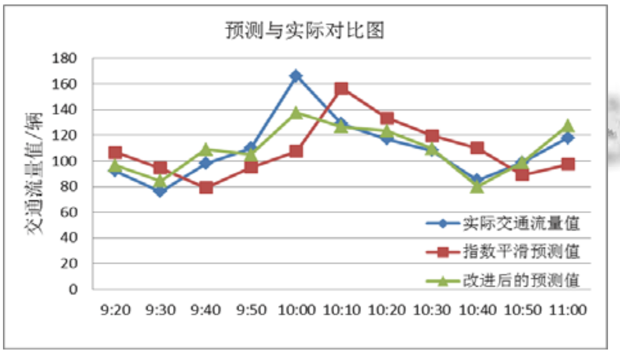

图 1 预测与实际流量对比图

根据对比图可得, 使用指数平滑法拟合随机波动性较大的数据序列(例如 10:00)时效果不太理想, 而将其与马尔科夫链组合后可以克服这一不足, 使预测结果更接近实测值. 实验表明本文方法的预测结果比单纯指数平滑法预测结果更好, 对交通流量动态变化有比较强的适应性.

5 结束语

通过对短时交通流量预测方法的研究, 本文提出了基于单指数平滑和马尔可夫链组合的短时交通流量预测方法, 该方法结合了两种单项预测算法趋势性和波动性的优势. 通过使用实际交通流量进行测试验证了该方法的预测精度, 对交通流量动态变化有比较强的适应性, 具有较好的实用价值.

参考文献

1 张国伍.智能交通系统工程导论.北京:电子工业出版社.2003:26–28.

2 从新宇,虞慧群,范贵生.基于组合模型的交通流量预测方法.华东理工大学学报(自然科学版),2011,37(3):340–345.

3 刘宁,陈昱颋,虞慧群,范贵生.基 Elman 神经网络的交通流量预测方法.华东理工大学学报(自然科学版),2011,37(5):204–209.

4 孙燕,陈森发,周振国.灰色系统理论在无检测器交叉口交通流量预测中的应用.东南大学学报(自然科学版),2002,32(2):256–258.

5 Chan KY, Dillon TS, Singh J, Chang E. Neural-network-based models for short-term traffic flow forecasting using a hybrid exponential smoothing and levenberg–marquardt algorithm. Intelligent Transportation Systems, IEEE Trans. on, 2012, 13(2): 644–654.

6 聂佩林,余志,何兆成.基于约束卡尔曼滤波的短时交通流量组合预测模型.交通运输工程学报,2008,8(5):86–90.

7 陆海亭,张宁,黄卫,夏井新.短时交通流预测方法研究进展.交通运输工程与信息学报,2009,7(4):84–91.

8 任沙浦,沈国江.短时交通流智能混合预测技术.浙江大学学报(工学版),2010,1473–1479.

9 齐驰,侯忠生.自适应单指数平滑法在短期交通流预测中的应用.控制理论与应用,2012,29(4):465–469.

10 马君,刘小冬,孟颖.基于神经网络的城市交通流预测研究.电子学报,2009,37(5):1092–1094.

11 刘次华.随机过程.武汉:华中科技大学出版社.2005:42–45.

12 肖海燕.基于马尔科夫的动态交通流演化模型及应用.武汉大学学报(工学版),2012,45(2):255–258.

13 张忠平.指数平滑法.北京:中国统计出版社.1996:36– 49.

14 金旭星,盛奎川.指数平滑参数与初值的选取研究.江南大学学报(自然科学版),2005,4(3):316–319.