文章编号:2095-476X(2012)06-0021-03

基于马尔柯夫过程的交叉路口车流量预测模型研究

蒋亚平， 郭俊亮

(郑州轻工业学院 计算机与通信工程学院，河南 郑州 450001)

摘要:为了预测城市交叉路口交通控制系统中每个相位的车辆流量,进而在一个信号周期内合理分配每个相位的时间,建立了交叉路口车流量预测模型.该模型运用马尔柯夫分析方法,把各相位定义为当前状态,经片段时候后,系统只要掌握转化为另一状态的可能性,即可制订出相应的控制策略.试验结果表明该算法预测的车流量与实测车流量之间的误差比较小,在短时预测车流量方面是可行的.

关键词:马尔柯夫过程;交叉路口短时交通预测;车流量预测

中图分类号:U491.1 **文献标志码**:A DOI:10.3969/j.issn.2095-476X.2012.06.006

Study on vehicle flowrate prediction model of crossroads based on Markov process

JIANG Ya-ping， GUO Jun-liang

(*College of Computer and Communication Engineering*,*Zhengzhou Univrsity of Light Industry*,*Zhengzhou* 450001,*China*)

Abstract:In order to predict the flow of vehicles of the each phase in the crossroads traffic controlling system,which can reasonable distribute the time of the each phase in one signal period,the vehicle flowrate prediction model of crossroads was built,this model uses the Markov analysis method and define the each phase as the current state,after the fragment of the time, as long as the system master the possibility of the transform the phase to another phase, the system can work out the corresponding control strategy. Experimental results showed that the errors between prediction of the flow of vehicles and the actual flow were small,and the method was feasible in the short-term traffic prediction.

Key words:Markov process;crossroads short-term traffic prediction;vehicle flowrate prediction

0 引言

基于混沌理论、粗糙集理论、神经网络理论等的预测方法是目前常用的交通流量预测方法.徐启华[1]提出了一种实时的基于动态递归神经网络的交通流量预测方法,董春娇等[2]提出基于Elman神经网络的道路网设计方法,史其信等提出基于BP神经网络的路径形成时间预测方法[3-6].

一般情况下,高度复杂性、随机性和不确定性是交通流所表现出来的特性,在每个周期各个相位时间内车辆的达到数量是随机分布的,具有高度的随机特性.在预测的状态转移方面,马尔柯夫方法可以进行较准确的判断.故本文拟利用马尔柯夫方法对到达交叉路口车流量预测模型进行研究,把各

收稿日期:2012-09-03

作者简介:蒋亚平(1970—),男,河南省商丘市人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要研究方向为网络安全与智能交通.

相位定义为当前状态，经片段时候后，系统只要掌握转化为另一状态的可能性，即可制订出相应的控制策略.

1　马尔柯夫过程的定义及分析

1.1　马尔柯夫过程的定义

马尔柯夫过程定义为：在一些随机现象中，所表现出来的事物特性是，其结果不依赖于前几次实验的状态，只与前 1 次结果相关. 连续的马尔柯夫过程，就形成了马尔柯夫链，马尔柯夫分析法主要用于观测或预测随机事件未来状态的变化趋势.

在城市单交叉口多相位控制系统中，在一个交通信号周期内，各相位的分布是随机的，而且在各相位内交通流所呈现的性质也是随机的，这符合马尔柯夫的特性. 运用马尔柯夫分析法，根据随机变量的现在动向和状态预测变量未来的状态和动向，采取的交通管制策略更加妥当.

1.2　马尔柯夫过程分析

定义 1　任意一个向量 $\boldsymbol{V}=(v_1,v_2,\cdots,v_n)$，向量中每个元素都为 ≥0 的整数，所有元素的总和为 1，此向量就叫做概率向量.

定义 2　在矩阵 $\boldsymbol{P}=(\boldsymbol{P}_{ij})_{n\times n}$ 中，每个列向量都是概率向量，那么此方阵就叫做随机矩阵.

定义 3　对任意一个概率矩阵 $\boldsymbol{P}$ 而言，若 $\boldsymbol{P}$ 中的所有元素都是正数，则称此矩阵为正规则概率矩阵.

系统取 n 个状态 $z_1,z_2,\cdots,z_n$，则状态空间为 $\{z_1,z_2,\cdots,z_n\}$ 的有限集，实验的第 i 次结果如果是 z_i，则称系统在第 i 步的状态是 z_i. 转移概率 p_{ij} 的定义是系统在 z_i 转移到下一时刻状态 z_j 的概率.

状态 z_i 发生后，紧接着状态 z_j 发生的转移概率矩阵为 $\boldsymbol{p}$，$i=j$ 时为保留同一状态的概率.

$$\boldsymbol{p}=\begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix} \qquad ①$$

其中，p_{ij} 是从状态 z_i 转移到 z_j 的概率；$i,j=1,2,\cdots,n$.

如果系统从状态 z_i 经过 k 步转移到状态 z_j（$z_i\rightarrow z_1\rightarrow z_2\rightarrow\cdots\rightarrow z_{k-1}\rightarrow z_j$）的概率为 $p_{ij}{}^{(k)}$，把 $p_{ij}{}^{(k)}$ 排成一个矩阵 $\boldsymbol{P}^{(k)}$，则称之为 k 步转移矩阵，表示为

$$\boldsymbol{P}^2=\boldsymbol{P}^{(2)}=\boldsymbol{PP}$$

$$\boldsymbol{P}^{(n)}=\boldsymbol{P}^n=\boldsymbol{P}^{n-1}\boldsymbol{P}=\boldsymbol{PP}^{n-1}=\boldsymbol{P}^{(n)} \qquad ②$$

假定 $X^{(0)}=(x_1{}^{(0)},x_2{}^{(0)},\cdots,x_n{}^{(0)})$，第 k 步的概率分布表示为 $X^{(k)}=(x_1{}^{(k)},x_2{}^{(k)},\cdots,x_n{}^{(k)})$，$\boldsymbol{P}^{(k)}$ 表示 k 步转移概率矩阵，则

$$X^{(k)}=X^{(0)}\boldsymbol{P}^{(k)} \qquad ③$$

由式① ② ③可得预测模型

$$\begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix}^k \begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \cdots \\ x_n(k) \end{pmatrix}^{\mathrm{T}} = \begin{pmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ \cdots \\ x_n(k+1) \end{pmatrix}^{\mathrm{T}} \qquad ④$$

其中 $k=1,2,\cdots,n$.

2　交叉路口车流量预测模型

2.1　交叉路口的相位组成

以一个十字型的单交叉口为例（见图 1），有东西南北 4 个方向的入口，在不同的入口又分为 2 个车道，分别是左转与直行，直行车道包括右转车道，该入口还包括有导流导线车道，可以使右转车辆随时通过路口，不会影响其他方向的车辆. 在一个周期内共有 8 个相位，这些相位交替进行切换，各自放行各相位内的交通流.

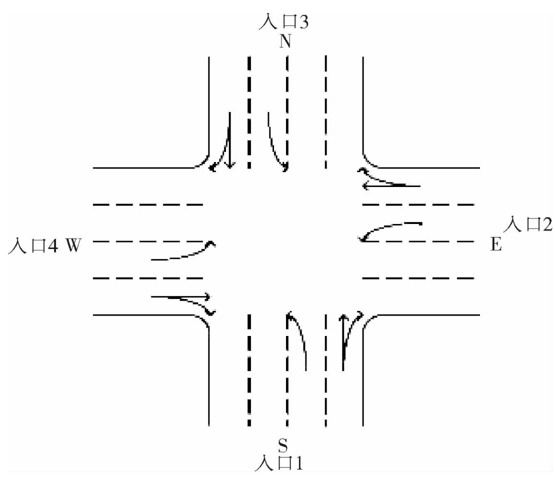

图 1　单交叉路口

2.2　单交叉路口的车流量变化

表 1 的数据是由入口 1 的检测器检测到的 2 个周期的入口车流量. 本文仅讨论交叉路口的入口 1 的车流量，在后续研究中再讨论上游交叉口车流量对下游交叉口的影响.

表 1　入口 1 在 3 个方向的车流量　veh

行驶方向	前一周期	当前周期
直行	60	40
左转	30	34
右转	20	26

表 2 的数据是在一个相位内，左转、直行、右转方向之间的车辆转移. 利用表 2 中的数据就可以得到转移概率矩阵 $\boldsymbol{p}$.

表 2　入口 1 每个行驶方向的车辆转移　veh

行驶方向	直行	左转	右转
直行	25	6	8
左转	2	20	3
右转	2	2	30

由表 2 可以得到转移概率矩阵为

$$\boldsymbol{p}=\begin{bmatrix}0.64 & 0.15 & 0.21\\ 0.08 & 0.80 & 0.12\\ 0.03 & 0.03 & 0.88\end{bmatrix}$$

根据式④，可计算得出进入入口 1 的下一周期的交通流占有率. 在左转车道方向上将有 31% 的车辆进入，直行车道方向上将有 20.7% 的车辆进入，右转方向上将有 48.3% 的车辆进入. 假定转移概率矩阵是不变的，想要预测 k 步以后的交通流量，可以采用 k 步转移概率的方法.

$$\boldsymbol{P}^{k-1}\begin{bmatrix}q_{s1}\\ q_{l1}\\ q_{r1}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}=\begin{bmatrix}q_{sk}\\ q_{lk}\\ q_{rk}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

式中，q_{s1}，q_{l1}，q_{r1} 分别为第一信号周期内直行、左转、右转的占有率；q_{sk}，q_{lk}，q_{rk} 为 k 信号周期内直行、左转、右转的占有率.

3　预测结果与分析

交通探测器可以得到实际的交通流量，表 3 给出了未来 9 个周期内实测交通流量；表 4 给出了由马尔柯夫分析法预测的未来 9 个周期内交通流量；表 5 给出了由 Elman 神经网络法预测的未来9 个周期内交通流量；表 6 中的数据是运用马尔柯夫法预测的误差；表 7 中的数据是运用 Elman 神经网络法预测的误差. 其中，q_{sf}，q_{lf}，q_{rf} 为信号周期内的预测值；q_{so}，q_{lo}，q_{ro} 为信号周期内的观测值.

$$E_x=q_{xo}-q_{xf}/q_{xo}\times 100\%\qquad x=s,l,r$$

表 3　未来 9 个周期内实测交通流量　veh

周期	q_{sf}	q_{lf}	q_{rf}
1	0.320 1	0.280 1	0.399 8
2	0.218 2	0.321 7	0.460 1
3	0.160 6	0.342 6	0.496 8
4	0.128 3	0.352 2	0.519 5
5	0.110 1	0.355 7	0.534 2
6	0.099 7	0.355 3	0.544 0
7	0.094 0	0.354 7	0.511 3
8	0.090 6	0.352 4	0.556 0
9	0.088 7	0.350 3	0.564 0

表 4　由马尔柯夫法预测的未来 9 个周期内的交通流量　veh

周期	q_{so}	q_{lo}	q_{ro}
1	0.300 3	0.268 5	0.431 2
2	0.203 2	0.327 8	0.468 0
3	0.165 1	0.363 5	0.471 4
4	0.135 7	0.324 2	0.540 1
5	0.101 8	0.399 6	0.498 6
6	0.101 6	0.344 8	0.553 6
7	0.088 5	0.410 7	0.500 5
8	0.101 4	0.380 1	0.518 5
9	0.101 3	0.362 6	0.536 1

表 5　由 Elman 神经网络法预测的未来 9 个周期内的交通流量　veh

周期	q_{so}	q_{lo}	q_{ro}
1	0.302 9	0.268 5	0.430 6
2	0.203 4	0.327 8	0.469 8
3	0.167 6	0.363 5	0.479 9
4	0.135 7	0.324 2	0.540 1
5	0.103 4	0.399 6	0.498 0
6	0.103 8	0.344 8	0.553 8
7	0.086 5	0.410 7	0.503 8
8	0.103 5	0.389 1	0.518 4
9	0.101 4	0.362 6	0.536 0

表 6　运用马尔柯夫法预测的误差　%

周期	E_s	E_l	E_r
1	-3.21	-1.14	-2.14
2	-4.26	-2.18	3.48
3	2.63	-3.58	5.41
4	3.42	-2.45	2.19
5	3.11	3.24	-5.17
6	2.12	3.26	4.13
7	-1.25	2.48	4.15
8	-1.32	3.68	2.14
9	-2.15	5.14	-3.26

由表 6 和表 7 可以看出，运用马尔柯夫法预测的误差比运用 Elman 神经网络法预测的误差要小.

在现实中，准确预测交叉口车辆是一个复杂的问题. 从预测值与实测值对比来看，运用马尔柯夫

（下转第 31 页）