

一种新的信号控制干道行程时间实时估计模型

张勇^{1,2} 杨晓光²

摘要 给出了一种新的信号控制干道行程时间实时估计模型. 其建模思路是: 将分析时段分为若干个较短的时间窗, 然后进一步把一个时间窗离散为多个时间间隔. 将干道各交叉口停车线前的车辆是否处于排队定义为干道系统的状态. 在一个时间窗内, 确定每个时间间隔上的干道系统状态, 由此构造出一个无记忆特性的随机过程, 根据离散马尔可夫决策过程理论, 实现了单个时间窗的干道行程时间估计. 在每个时间窗上应用该过程, 实现了干道行程时间的实时估计. 与现有模型相比较, 文中模型的优势体现在: 模型输入是通用的流量和信号配时数据, 模型参数少且容易标定, 模型应用方便、成本低和可移植性强. 最后, 该模型在广州市的某条实际干道上进行了检验.

关键词 实时行程时间估计, 离散马尔可夫链, 信号控制干道, 排队
中图分类号 U491

A New Model for Estimating Real-time Travel Time on a Signalized Arterial

ZHANG Yong^{1,2} YANG Xiao-Guang²

Abstract A new model for estimating the real-time travel time on a signalized arterial is developed in this paper. The basic idea behind the proposed model is that the time horizon analyzed is first divided into multiple time windows, and these time windows are then further divided into shorter time intervals. In the paper, the arterial system states are defined as whether the vehicles at the stopping line of an intersection queue or not. After the determination of the arterial system states at each time interval within each time window, a stochastic process with memoryless property is then established. Consequently, the travel time on a signalized arterial within a time window can be estimated by using the discrete-time Markovian decision process (DTMDP). This process is applied repeatedly to each time window, and the real-time travel time on the signalized arterial over the time horizon is then obtained. Compared to the previous related models, the model's inputs only include the data of traffic flow and signal setting, the proposed model's parameters are less and easier to calibrate, the cost of model application is low, and the model has a good transplant property as well. Finally, the model proposed in this paper is validated on an actual signalized arterial in Guangzhou.

Key words Real-time travel time estimation, discrete-time Markov chains, signalized arterial, queueing

行程时间是智能交通信息系统发布的关键信息之一, 也是动态交通分配理论中的最重要变量之一, 其准确性直接影响出行者的交通方式选择、路径选择以及出行时间选择. 根据估计对象的不同, 行程时间估计可以分为两大类: 连续流行程时间估计和间断流行程时间估计^[1]. 目前绝大多数研究都是对前者开展的, 其成果相当丰富^[1-3]. 相对连续型交通流, 信号控制道路的间断交通流更为复杂: 由于受到交通信号灯的“开关”控制, 交通流始终处于压缩或

离散交替转换的状态, 而且从相交道路汇入/汇出的车辆也对直行车辆有较大影响, 加之受到行人过街、路边停车等影响, 使得间断交通流呈现高度的随机性和复杂性. 因此, 对干道行程时间实时估计研究异常困难, 在过去的 20 年间仅提出了为数不多的几类模型.

第一类是基于统计方法的, 包括线性^[2] 和非线性^[4] 回归方法、卡尔曼滤波以及贝叶斯估计方法^[5] 等, 该类模型的输入变量包括调查的行程时间、交叉口间距、自由流速度、流量或者饱和度等变量, 要求标定的参数也较多; 第二类是基于各类神经网络方法^[6-8] 的, 此类模型需要输入多元(源)检测数据, 例如以线圈、GPS、视频等采集手段获取流量以及位置、起讫点、出行时间、私人车辆等信息, 作为模型的学习样本来训练神经网络. 这两类模型仅考虑路段的行程时间而忽略交叉口延误, 在应用到包含短路段的干道时估计精度较差. 另外, 这两类模型需要做大量的跟车调查, 以获取行程时间样本数据标定模型参数, 这就限制了模型的可移植性. 第三类模型是基于解析方法的, 其代表性的成果有文献 [9-

收稿日期 2008-07-04 收修改稿日期 2008-12-29
Received July 4, 2008; in revised form December 29, 2008
国家高技术研究发展计划(863 计划)(2006AA11Z205), 国家自然科学基金重点项目(70631002), 国家自然科学基金(50708080)资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA11Z205), State Key Program of National Natural Science Foundation of China (70631002), and National Natural Science Foundation of China (50708080)

1. 苏州大学城市轨道交通学院 苏州 215021 2. 同济大学道路与交通工程教育部重点实验室 上海 200092

1. School of Urban Railway Transportation, Soochow University, Suzhou 215021 2. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092

DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01151

10]. 文献 [9] 将行程时间视为路段行程时间与交叉口延误之和, 根据交通流激荡波传播理论模拟车辆排队生成与离散, 从而分别获得路段行程时间与交叉口延误. 该模型本身具有很强的可移植性, 且估计精度较高 (95% 精度). 然而该模型要求在信号控制系统中额外附加交通流量高频率 (采样频率 5 秒) 采集系统, 待采集的模型输入变量包括交叉口进口道流量、占有率和信号配时参数. 此外模型还需要标定车身平均长度、驾驶员反应时间、车辆加减速形态、自由流行程速度等参数. 因此, 在交通控制信号系统尚未标准化的国家, 尤其在我国大面积推广与应用该模型受到很大限制. 文献 [10] 提出的模型将行程时间分解为路段行程时间和交叉口延误, 并将车辆在交叉口的延误定义为零延误以及正常的红灯排队延误, 然后将相邻交叉口的延误状态表示为一步转移矩阵, 由此预测干道行程时间. 该方法在一定程度上体现了马尔可夫决策过程的无记忆特性. 然而转移矩阵中包括三个难以检测或量化的关键参数: 交通流条件、进出上下游交叉口间路段的净流量、信号协调水平. 总体来说, 解析类模型的优点在于无需调查行程时间数据标定模型参数, 缺点是要附加额外采集系统, 模型参数多且难以量化、检测. 受到成本、技术等约束, 该类模型难以普遍推广应用.

综上所述, 上述三类模型由于其在可移植性、准确性、适应性方面的局限而难以普遍采用. 如何利用交通信号控制系统采集的通用型¹交通流量数据实时估计行程时间具有较强的现实意义. 为此, 本研究尝试利用布设在干道交叉口的线圈检测器采集的通用型交通流量数据和信号控制系统的信号配时数据作为模型输入变量, 实现信号控制干道行程时间实时估计. 本文将在实际道路上验证模型准确性和可靠性.

1 干道行程时间估计模型

本文提出的模型思路是这样的: 将分析时段分割为多个时长较短的时间窗, 近似认为干道在一个时间窗内交通需求是稳定的. 然后将一个时间窗离散为若干时间间隔, 例如将白天的 12 小时切分为 72 个时长 10 分钟的时间窗, 然后将一个时间窗再分为 40 个 15 秒的时间间隔. 在一个时间窗内, 将干道上的连续若干交叉口进口道处的车辆是否停车排队定义为干道的系统状态, 确定每个时间间隔上的干道系统状态. 可以推断, 干道各个路段的交叉口下一时刻是否处于停车, 只与当前时刻是否停车有关, 而与

更前面时刻的状态无关, 这样定义的干道状态具有典型的无记忆特性, 该特性符合离散马尔可夫链定义. 根据马尔可夫链遍历的充分性定理, 得到干道状态的极限概率分布, 同时估计干道各个状态所对应的路段行程时间, 再根据离散马尔可夫决策过程理论, 得到单个时间窗的干道期望行程时间. 对一个时间窗应用离散马尔可夫链估计干道行程时间的基本过程如下:

- 1) 确定干道的变量与状态空间;
- 2) 估计每个状态空间下的路段行程时间 (包含交叉口控制延误);
- 3) 确定干道的状态转移概率矩阵;
- 4) 求解干道的期望行程时间.

将上述四个估计步骤依次应用到所有时间窗, 从而实现对干道行程时间作实时估计.

1.1 模型基本假设

在建立模型之前, 为简化影响建模的因素, 明确模型的适用范围, 作如下三点假设:

- 1) 假设下游交叉口的排队长度不会延伸到上游交叉口, 以确保输入模型的交通流量是“真正”的交叉口交通需求²;
- 2) 车辆到达交叉口的时间间隔是稳定的, 以忽略车辆接近交叉口时不同的加速度;
- 3) 由于无法检测采样间隔内交通需求是如何分布的, 只能假设交通需求在采样间隔内是保持不变的, 这也是交叉口延误计算公式的假设条件^[11].

1.2 确定干道交通状态及其变量

将沿某出行路线的干道视为一个系统, 则在每个时间间隔, 将系统状态表示为 $\mathbf{X}(t)$, 各个交叉口状态以 $x_i(t)$ 表示, $t = 0, 1, 2, \dots$, 则干道状态与各个交叉口的状态有如下关系

$$\mathbf{X}(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_k(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $x_i(t)$ 为二进制变量, 即

$$x_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{车辆在交叉口 } i \text{ 有排队} \\ 0, & \text{车辆在交叉口 } i \text{ 无排队} \end{cases}$$

单个交叉口的状态可以根据在交叉口停车线前的车辆是否排队来确定. 图 1 给出一个交叉口排队

¹通常交通信号控制系统将每 5、10 或 15 分钟内检测到的车辆数作为交通流量来记录. 此时采样间隔大于信号灯周期长度而无法采集各个相位放行的车辆数, 因此无法实时估计交叉口延误, 这也正是文献 [9] 要增加高频交通流检测系统的根本原因.

²对于线圈检测器, 车辆通过检测线圈时才会产生感应电流, 交通检测系统才能检测到交通流量, 但如果下游交叉口的车辆排队延伸到上游交叉口, 而此时车辆在更远的车尾到达, 线圈在车辆停留其上方时无法产生感应电流, 使得检测系统检测不到车辆通过, 这时检测系统的检测结果偏小 (甚至为零), 因此无法获得对下游交叉口交通需求的准确值.

的持续时间与信号灯配时之间的对应关系, 其中实线表示排队持续时间, 其起始时刻和红灯起亮时间一致, 而其持续长度是红灯时间加排队消散时间, 因此排队持续时间大于红灯时间. 虚线表示没有排队情况出现的畅通持续时间, 其起始时间是从前一红灯时间排队结束的时刻开始算起.

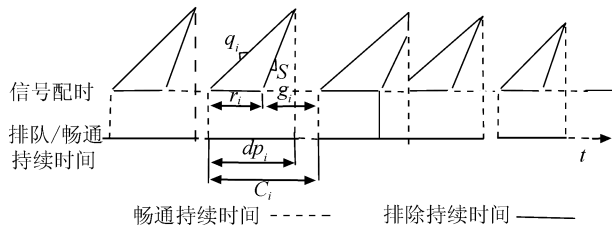


图1 信号配时与排队持续时间之间的关系

Fig. 1 The relationship between duration of platoon and timing of signal

由图1可知, 对单个交叉口, 其某个方向的车道组上的车辆的排队持续时间为

$$dp_i = \begin{cases} \frac{r_i \times S}{S - q_i}, & \text{若 } \frac{r_i \times q_i}{S - q_i} < g_i \\ C_i, & \text{若 } \frac{r_i \times q_i}{S - q_i} \geq g_i \end{cases} \quad (2)$$

其中, C_i 为第 i 个信号周期; p_i 为第 i 个信号周期的排队持续时间; S 是车道组的饱和流率; r_i 为第 i 个周期的红灯时间; g_i 为第 i 个周期的绿灯时间; q_i 为第 i 个周期的交通需求.

而对一条干道系统而言, 其组成的交叉口有若干个, 必须列出各个交叉口排队或者畅通状态. 图2给出的是在8:00~8:06、时长为6分钟的时间窗内, 每30秒确定干道系统状态及其变量的定义方法. 例如对一个5个交叉口组成的干道, 某时刻其系统状态为 $[1, 0, 1, 1, 0]$, 则表示该时刻在交叉口1, 3和4有车辆停车排队, 此时对应的二元变量向量, 可以转化为十进制标量, 如 $X(t) = [1, 0, 1, 1, 0]$ 可以转化为状态22.

表1给出了路段行程时间的组成, 其中在非停车(或自由流)条件下, 根据假设2将交通流率视作

常数, 因此路段行程时间也可以近似看作常数.

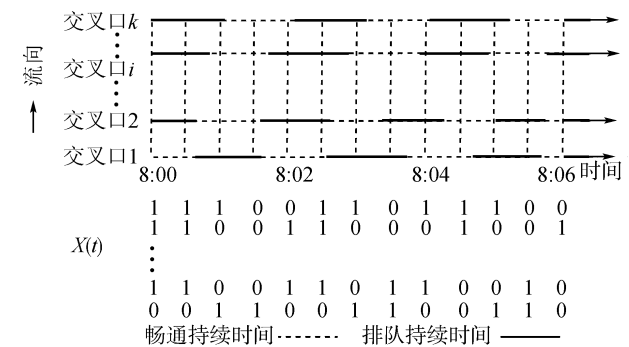


图2 单个时间窗的干道系统状态及其变量确定方法

Fig. 2 Arterial system states and its variables in a time window

1.3 路段行程时间估计

干道行程时间是各个路段行程时间与相邻交叉口处排队延误的时间总和, 为此必须先获得路段行程时间. 根据上文的定义, 路段未停车的行程时间也就是自由流程程时间, 其计算式为

$$NDT_i = \frac{L_i}{u_f^i(t)} \quad (3)$$

其中, L_i 是上游交叉口 $i-1$ 到下游交叉口 i 的路段长度; u_f 为自由流程程速度. 如果路段下游交叉口进口道上的车辆由于红灯出现停车, 则路段行程时间是路段的自由流程程时间与交叉口延误的和, 即

$$DT_i = \frac{L_i - L_q^{(i)}}{u_f^i(t)} + d_i(t) \quad (4)$$

其中, $L_q^{(i)}$ 为车辆在交叉口 i 的排队长度, d_i 为交叉口 i 上某进口道的平均延误. 由于车辆的排队长度不可能大于路段长度, 在实际应用式(4)来计算路段行程时间时, 式(4)可以进一步改写为

$$DT_i = \begin{cases} \frac{L_i}{u_f} + d_i(t), & L_i \gg L_q \\ d_i(t), & L_i \approx L_q \end{cases} \quad (5)$$

表1 路段行程时间定义

Table 1 Travel time notation by link

路段行程时间类别	路段号			
	1	2	...	k
非停车(自由流)行程时间	NDT_1	NDT_2	...	NDT_k
停车行程时间	DT_1	DT_2	...	DT_k

k : 路段总数; i : 路段标号; NDT_i : 第 i 段非停车(自由流)行程时间; DT_i : 第 i 段停车行程时间, 包括交叉口处的延误和路段上自由流程程时间.

确定各个交叉口延误是估计干道行程时间的一个关键, 本文采用 HCM 2000 交叉口延误计算公式^[11].

1.4 转移概率矩阵的生成

根据第 1.2 节对干道系统状态的定义, 干道系统状态的转移必须要考虑每个路段的交叉口停车与畅通的状态转移. 干道系统的状态 $\mathbf{X}(t)$, 包含了各个路段 (包括相邻下游的交叉口) 的状态变量 $x_i(t)$. 因此转移矩阵所对应的每个状态可以用 $1, 2, \dots, m$ 来表示, 其状态总数为 2^k 个, k 为交叉口数量. 干道的一步转移概率矩阵则表示系统经过一个时间间隔, 所有状态之间可能互相转化的概率矩阵, 即

$$P^1 = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, p_{ij} 表示系统在时间 t 的状态为 i , 在时间 $t+1$ 转移到状态 j 的概率, 可写为如下条件概率

$$p_{ij} = P\{\mathbf{X}(t+1) = j | \mathbf{X}(t) = i\} \quad (7)$$

其中, $i, j = 1, 2, \dots, m, t = 1, 2, 3, \dots$. 根据式 (7) 的定义, p_{ij} 可以这样计算: 所有从状态 i 转移到状态 j 的总数除以所有从状态 i 转移到其他所有状态, 包括状态 i 的总数. 根据马尔可夫链理论^[12], 对固定的状态 j , 不管链从什么起始状态出发, 通过长时间的转移, 系统将趋于稳定, 到达状态 j 的概率都趋近于 π_j , 即

$$\pi_j = \lim_{n \rightarrow \infty} P\{\mathbf{X}(t=n) = j | \mathbf{X}(t=0) = i\} = \lim_{n \rightarrow \infty} P\{\mathbf{X}(t=n) = j\} \quad (8)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$.

上式表示系统最终以极限概率到达各状态, 据此可以计算一个时间窗内的干道期望行程时间. 根据马尔可夫链的遍历性充分条件定理^[12], 极限概率的计算如下

$$\begin{cases} \pi_j = \sum_{i=1}^m \pi_i p_{ij} \\ \sum_{j=1}^m \pi_j = 1 \end{cases} \quad (9)$$

1.5 干道行程时间估计

在获得第 1.2 节~第 1.4 节过程的结果后, 最后进行干道行程时间的估计. 首先获得各个路段的在停车、不停车情况下的路段行程时间, 然后根据马尔可夫数学期望概念, 利用方程组 (9) 获得的各个

状态的稳态概率得到干道系统的期望值, 其具体的干道行程时间期望计算如下

$$\bar{T} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^k \pi_j \{(1 - x_i(t)) \times NDT_i + x_i(t) \times DT_i\} \quad (10)$$

式 (10) 表明, 在一个时间窗中, 干道行程时间等于各个状态的稳态概率与对应状态下的路段行程时间的乘积之和.

将上述过程同样应用到其他时刻的时间窗, 即可实现干道行程时间的动态估计.

2 模型的验证与应用

将上述模型应用到实际干道上, 根据估计结果验证模型的准确性及可靠性. 其思路如下: 在交通需求从平峰→高峰→平峰的时间段内, 让浮动车在研究区段起点、终点间反复行驶, 记录浮动车的出发时刻和行程时间, 将调查的结果与上述模型估计的结果对比, 判断模型的有效性.

2.1 现场及调查概况

图 3 (见下页) 是位于广州市康王路与海珠路之间的中山路的示意图. 该区段的详细地形图 (图纸来源: 广州市政设计研究院) 包含了交叉口间距、车道长度及分布、交叉口几何尺寸以及线圈检测器埋设位置等信息. 交通流量线圈检测器是通过型检测器, 其检测数据以及信号配时数据从广州交警支队自动交通控制系统 (Automated traffic control system, ATCS) 导出. ATCS 每 5 分钟记录一次流量数据, 而在每个信号周期记录信号灯配时情况.

为了能在交通需求快速变化的情况下, 考察模型的准确性和可靠性, 必须研究区段交通需求变化的时间分布, 以确保模型估计的时段覆盖交通需求从平峰→高峰→平峰的变化过程. 本研究定义交通需求的高峰时段位于 $2/3$ 平均最大交通流量处. 图 4 (见下页) 给出了位于研究区段中间位置的中山路-人民路交叉口在 2007 年 4 月~7 月若干天的交通需求时间分布, 由此确定早高峰时段为 8:00~14:00. 在 2007 年 7 月 25 日展开了以下前两个现场调查.

1) 在上述 4 个路段, 用便携式超声波测速雷达检测得各路段的车辆行驶速度, 将统计的平均行驶速度作为自由流速度.

2) 在 8:00~14:00 之间, 浮动车在研究区段上反复行驶, 浮动车内的调查员记录浮动车在每个交叉口停车与启动时刻.

3) 在 2007 年 7 月 26 日, 从广州交警支队监控中心的 ATCS 系统中, 导出前一整天研究区段各个交叉口的交通流量及信号灯配时数据.

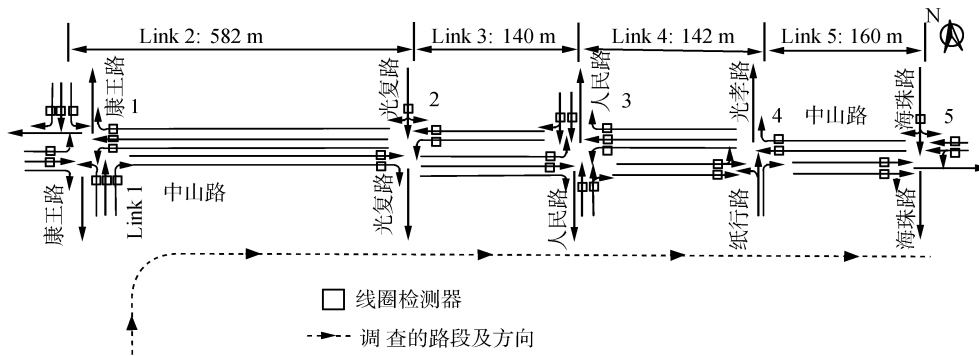


图 3 中山路在研究区段内的检测器、车道布置示意图

Fig. 3 Detector locations and lanes along surveyed segments of Zhongshan Rd.

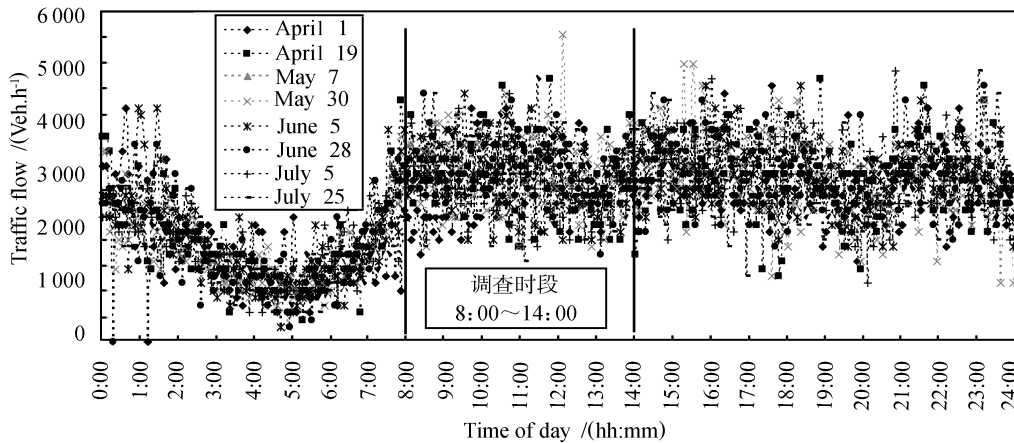


图 4 2007 年 4 月 ~ 7 月中山路 - 人民路交通需求时间分布

Fig. 4 Traffic demand variables during April ~ July in 2007

2.2 模型应用

根据上文的思路, 将调查时段的 6 小时 (8:00 ~ 14:00) 分为时长 10 分钟的时间窗, 为了获得更高的估计精度, 本研究将时间窗内的时间间隔定义为 15 秒. 下面以 8:00 ~ 8:10 的时间窗为例, 说明如何对一个时间窗的干道行程时间进行估计.

2.2.1 状态及其变量的定义

图 5 (见下页) 给出了在 8:00 ~ 8:10 的时间窗内, 在每个时间间隔上, 如何定义干道系统的状态及其变量的示意图 (为清晰起见, 图 5 给的是两个时间间隔). 根据式 (2), 可以计算出各个交叉口的排队持续时间, 图 5 给出的是在 8:00 ~ 8:10 之间干道状态及其状态定义, 例如在 8:04, $\mathbf{X}(t = 8:04) = [1, 1, 1, 0, 0]$, 在 8:06, $\mathbf{X}(t = 8:06) = [0, 1, 1, 1, 0]$, 而系统一共有 $2^5 = 32$ 个状态, 其状态编号分布为 $m = 1, 2, \dots, 32$.

2.2.2 路段行程时间估计

根据第 1.3 节可知, 路段行程时间分为不停车行程时间与停车行程时间两类. 其中, 式 (3) 可以估

计不停车行程时间; 而在估计路段停车行程时间时, 必须考虑自由流路段长度与排队长度关系: 在计算路段 2 的停车行程时间时, 因路段长度为 582 米, 应采用式 (5) 第 1 项, 而对 2、3 和 4 三个路段, 由于其长度在 150 米左右, 则应采用式 (5) 第 2 项. 停车行程时间包括路段自由流行程时间与交叉口延误时间, 对于交叉口延误, 为确保较高的准确度, 如前文所述, 本研究采用了 HCM2000 中交叉口的延误计算公式^[11], 包括均衡控制延误、随机到达及过饱和和延误、初始排队延误三项, 计算过程不再赘述. 表 2 给出的是 8:00 ~ 8:10 各个完整路段在停车情况、不停车情况下的行程时间.

表 2 路段行程时间估计值 (秒)
Table 2 Link travel time estimation (s)

路段行程时间类别	路段号				
	1	2	3	4	5
非停车 (自由流) 行程时间	0*	36	18	15	15
停车行程时间	7	45	37	42	51

* 在 1 号交叉口不停车情形下, 行程从 1 号交叉口停车线开始计时, 因此路段 1 上的自由流行程时间为 0.

2.2.3 确定转移矩阵

根据干道系统状态的定义, 每 15 秒确定各个路段是否有停车, 根据式 (7) 可以确定转移矩阵中各个状态发生一步转移的转移概率, 由于在 10 分钟的时间窗内, 并非所有的状态都可能出现, 因此对于未出现的状态, 在一步转移概率矩阵中不予考虑, 以确保矩阵是满秩的. 表 3 给出的是上午 8:00 ~ 8:10 该干道系统的概率转移矩阵. 可以看到, 在经过 15 秒的时间间隔后, 大部分状态仍然保持不变 (即 p_{ii} 的值要大于 p_{ij}). 根据式 (9), 可以计算出各个状态的稳态概率, 其结果见表 3.

2.2.4 干道行程时间估计

根据上述步骤得到各路段行程时间以及各个状态的极限概率, 将式 (10) 进一步改写为

$$\begin{aligned} \bar{T} = & \pi_1 \times (NDT_1 + NDT_2 + NDT_3 + NDT_4 + \\ & NDT_5) + \pi_2 \times (DT_1 + NDT_2 + NDT_3 + \\ & NDT_4 + NDT_5) + \pi_3 \times (NDT_1 + DT_2 + \\ & NDT_3 + NDT_4 + NDT_5) + \dots + \\ & \pi_{32} \times (DT_1 + DT_2 + DT_3 + DT_4 + DT_5) \end{aligned} \quad (11)$$

将第 2.2.1 节 ~ 第 2.2.3 节的结果代入式 (11), 则在上午 8:00 ~ 8:10 之间, 可得到从 1 号交叉口到 5 号交叉口的平均行程时间为 161.94 秒.

2.3 模型估计结果分析

将上述第 2.2 节的步骤反复应用到 8:00 ~ 14:00 间各个时间窗上, 即可实现 8:00 ~ 14:00 间的行程时间估计. 图 6 给出了现场调查的不同时刻行程时间与模型估计的行程时间对比情况. 从图 6 可以看出, 有 4 个调查结果与估计结果相差较大, 并

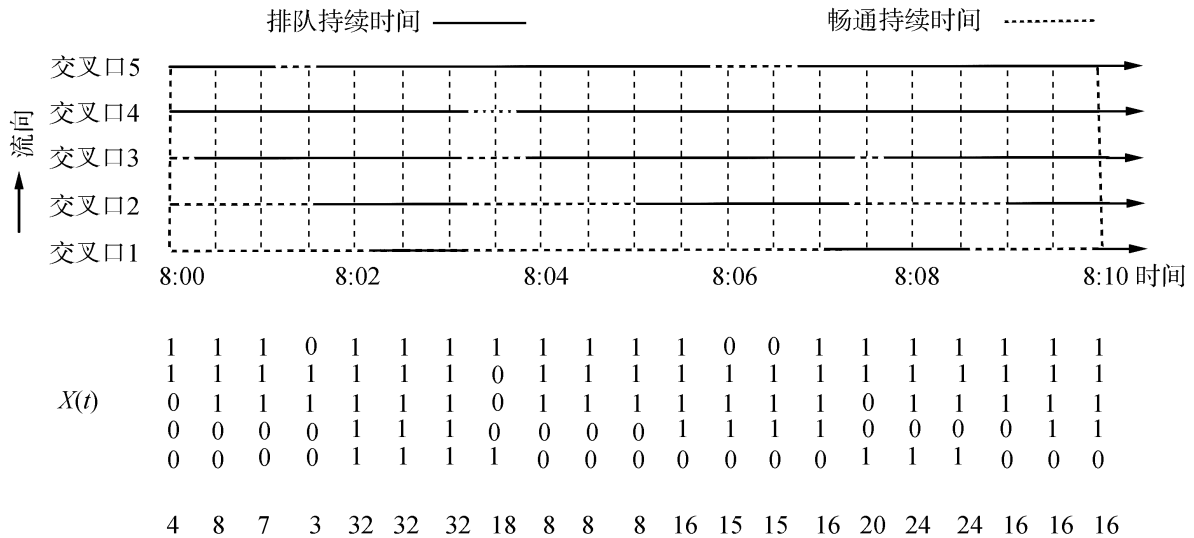


图 5 干道系统在 8:00 ~ 8:10 间的状态及其变量

Fig. 5 Arterial system states and its variables in time 8:00 ~ 8:10 AM

表 3 8:00 ~ 8:10 系统的一步概率转移矩阵

Table 3 One-step transition matrix during 8:00 ~ 8:10 AM

$X(t)$	4	7	8	15	16	18	20	24	32
4	0.333	0	0.667	0	0	0	0	0	0
7	0	0.75	0	0.25	0	0	0	0	0
8	0	0.083	0.75	0	0.167	0	0	0	0
15	0	0	0	0.778	0.111	0	0	0	0.111
16	0	0	0	0.1	0.8	0	0.1	0	0
18	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	0
20	0.167	0	0	0	0	0	0.667	0.167	0
24	0	0	0.2	0	0	0	0	0.8	0
32	0	0	0	0	0	0.125	0	0	0.875
π_j	0.0293	0.0521	0.1564	0.1564	0.2172	0.0348	0.1173	0.0977	0.1390

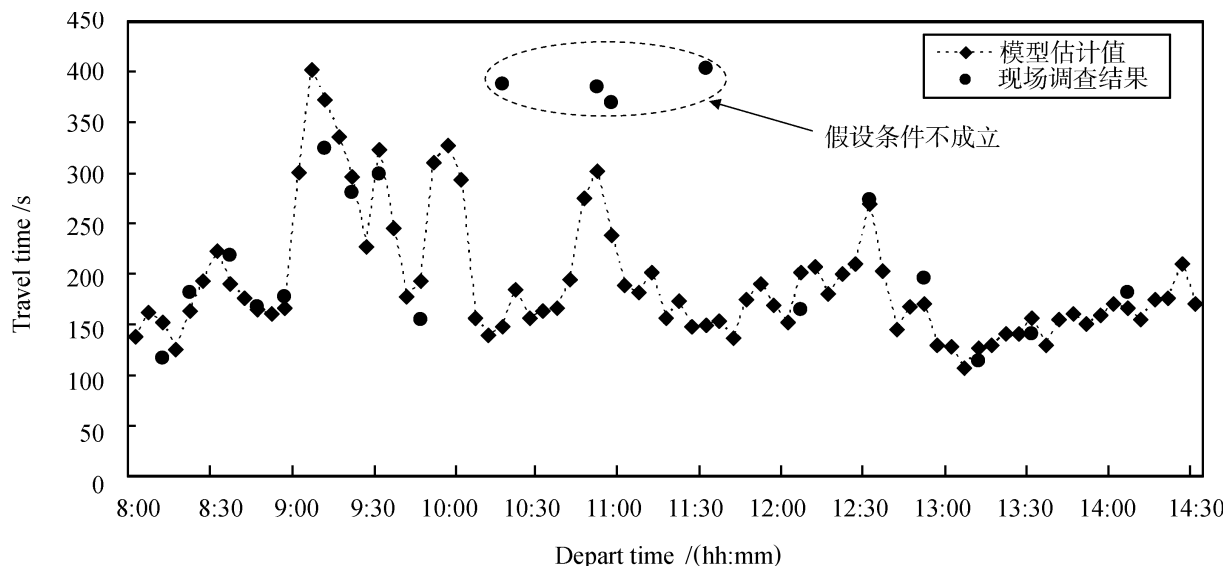


图 6 中山路现场调查与模型估计行程时间对比结果

Fig. 6 Field surveyed vs. model estimated travel times on Zhongshan Rd.

且估计结果都偏小. 在这 4 次跟车过程中, 每次笔者及调查者在交叉口都经历了多次停车启动而又不能驶过停车线的情况. 如果将这个时间段检测到的交通流量输入 HCM 2000 延误计算公式, 则无法得出多次停车的结果. 其原因在于, 下游交叉口的排队已经延伸到上游交叉口产生了排队溢出, 导致上游交叉口的检测器无法检测到流入下游路段的交通需求流量 (换句话说, 流量检测器“欺骗”了记录数据的信号控制系统), 并且使得检测的交通流量偏小, 由此导致模型估计结果偏小, 而这一情况恰恰超出了上文界定的模型假设条件.

计算现场跟车调查结果与模型估计结果的误差得出, 模型平均估计误差小于 10% (未计算排队溢出的 4 个样本点).

3 结论与建议

本研究将分析时段分割为若干个较短的时间窗, 然后进一步将一个时间窗分割为多个时间间隔. 通过将干道的各个交叉口处的车辆是否排队定义为干道系统的状态, 由此构造出一个无记忆特性的随机过程. 在一个时间窗内, 确定每个时间间隔上的干道状态, 再根据马尔可夫随机决策理论, 实现了一个时间窗的干道行程时间估计. 将该过程应用到每个时间窗上实现了干道行程时间的实时估计. 最后将该模型在广州市中山路进行了实际验证, 结果表明在包含短间距交叉口干道、交通需求变化情况下, 模型仍有较高的估计精度.

根据模型的实际应用结果, 本文所提模型的优势在于更强的可移植性. 具体表现在模型的输入是

通用的流量与信号配时数据, 该数据在普通的信号控制系统上均可获得; 而模型需要标定的参数仅有路段自由流行程速度, 其标定方法可以采用跟车调查或手持式的雷达测速枪检测得到. 虽然本文的模型精度尚不及文献 [9], 但是模型无需增加文献 [9] 需要的交通流高频检测硬件模块, 仅要求最低限度的交通流量和信号配时数据输入, 这体现出模型具有较强的实用性和应用成本低的优势.

为了进一步加强该模型的适应性和准确性, 下一步应该重点研究路段排队溢出的情况, 即在下游交叉口停车排队延伸到上游交叉口时, 使得扩展后的模型在排队溢出情况下仍然能较为准确地估计行程时间.

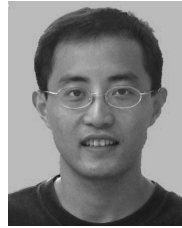
致谢

感谢广州交警支队提供中山路交通流量及信号配时数据, 特别感谢广州交警支队科技处王世明工程师帮助作者从 ATCS 系统中导出数据; 感谢上海交通大学机器人研究所夏庭锴博士提供的帮助; 感谢同济大学劳云腾、朱伟权在现场调查阶段对作者的帮助.

References

- 1 Zhang H M, Kwon E, Wu T Q, Sommers K, Habib A. Arterial Link Travel Time Estimation Using Loop Detector Data, Technical Report 1997-16, Public Policy Center of Iowa University, USA, 1997
- 2 Turner S M. Advanced techniques for travel time data collection. In: Proceedings of the 6th International Vehicle Navigation and Information Systems Conference and Conjunc-

- tion with the Pacific Rim TransTech Conference. Seattle, USA: IEEE, 1995. 40–47
- 3 Oda T. An algorithm for prediction of travel time using vehicle sensor data. In: Proceedings of the 3rd Conference on Road Traffic Control. London, UK: IEEE, 1990. 40–44
 - 4 Zhang H M. Link-journey-speed model for arterial traffic. *Transportation Research Record*, 1999, (1676): 109–115
 - 5 Frechette L A, Khan A M. Bayesian regression-based urban traffic models. *Transportation Research Record*, 1998, (1644): 157–165
 - 6 Takaba S, Morita T, Hada T, Usami T, Yamaguchi M. Estimation and measurement of travel time by vehicle detectors and license plate readers. In: Proceedings of Vehicle Navigation and Information Systems Conference. Michigan, USA: IEEE, 1991. 257–267
 - 7 Innamaa S. Short-term prediction of travel time using neural networks on an interurban highway. *Transportation*, 2005, **32**(6): 649–669
 - 8 Zhu Z, Wang W. A travel time estimation model for route guidance systems. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Traffic and Transportation Studies. Reston, USA: ASCE, 2000. 547–552
 - 9 Skabardonis A, Geroliminis N. Real-time estimation of travel times along signalized arterials. In: Proceedings of the 16th International Symposium on Transportation and Traffic Theory. Washington D. C., USA: Springer, 2005. 387–406
 - 10 Lin W H, Amit K, Mirchandani P. Short-term arterial travel time prediction for advanced traveler information systems. *Intelligent Transportation Systems*, 2004, **8**(3): 143–154
 - 11 Transportation Research Board. *Highway Capacity Manual 2000*. Washington D. C., National Research Council, 2000
 - 12 Ross S M. *Introduction to Probability Models (Ninth Edition)*. Singapore: Elsevier, 2007



张 勇 苏州大学轨道交通学院讲师, 同济大学交通运输工程专业博士研究生. 主要研究方向为交通信息工程与控制, 动态交通系统分析. 本文通信作者.

E-mail: sinkey@126.com

(**ZHANG Yong** Lecturer at the School of Urban Railway Transportation, Soochow University, Ph.D. candidate in transportation engineering at Tongji University.

His research interest covers traffic information engineering and control, and dynamic traffic system analysis. Corresponding author of this paper.)



杨晓光 同济大学教授. 主要研究方向为复杂交通运输系统分析与优化, 设计及管理控制理论和技术.

E-mail: yangxg@mail.tongji.edu.cn

(**YANG Xiao-Guang** Professor at Tongji University. His research interest covers complex transportation systems analysis and optimization, and design and management and control theory and technology.)