

智能交通系统模型的算法分析与改进

徐 武, 杨印根, 周卫东, 吴克捷

(江西师范大学 计算机信息工程学院, 江西 南昌 330027)

摘 要:对智能交通系统中的求路段平均速度和平均旅行时间的算法进行了改进, 采用间接法对路段平均行驶时间进行估测和对最优路径进行选择。通过收集多点的检测数据, 在采用两点速度逼近平均速度的方法的同时, 引入改进的流量融合技术来对某一路段的平均速度进行估测。在求平均旅行时间时, 考虑到各路段旅行时间相互关联的情况, 通过构造一个时间相关的协方差矩阵来描述各路段之间的相关性, 与传统的算法相比, 在实时更新方面更具优势。

关键词:智能交通系统; 协方差矩阵; 旅行时间估算; 最优路径选择; 算法

中图分类号: TP18; O157.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2006)12-0162-04

Analysis and Improvement of Algorithms for ITS Model

XU Wu, YANG Yin-gen, ZHOU Wei-dong, WU Ke-jie

(College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330027, China)

Abstract: In this paper, some conventional algorithms are improved by using the indirect method. These algorithms are about mean velocity and traveling time in individual links of ITS model. In these algorithms, average velocity is estimated by introducing a renewed method of fusing traffic density and two extreme point velocities. Especially, traveling times on individual links are mutually correlated in practice. A time dependent covariance matrix is designed to quantify such a time-varying correlation relationship between each two individual links. The new algorithm is better than old one in real-time update.

Key words: ITS; time dependent covariance matrix; traveling time estimation; selection for optimal routing; algorithm

0 引言

随着国民经济的不断发展, 道路交通的管理显得越来越重要。为了提高道路的使用效率, 给出行者提供较好的出行环境, 一个高效的智能交通系统必不可少。特别是中国提出要把08奥运办成绿色奥运、数字奥运, 有效改善北京市的交通状况的构想。而已有的系统通常只是帮助交管部门控制各路口的红绿灯, 通过视屏监视器监控各路口的交通状况, 或者将采集到的交通状况信息存储起来, 待日后分析使用。即只能进行一些静态的管理。不管这类系统的实际效果如何, 单从对出行者提供帮助方面, 这类系统的作用就不尽如人意。而现在出行者对实时最优路径选择和可靠旅行时间估计等动态交通信息的需求却越来越迫切。当前他们更多地是通过城市的交通广播来获得各路段(两个交叉路口之间的一条并行道路)的交通状况, 而交通广播台的信息来源则是出行者或驾驶员经过该路段时自发地通过手机短信或电话的方式将此时的交通状况告诉他们。所以这类信息的可靠性和完整性存在很大的问题, 因此建设一个高效的实时智能交通系统迫在

眉捷。

1 传统模型和算法

1.1 已有的智能交通系统模型

美国等西方发达国家首先在高速公路上建设了一些智能交通系统, 但在交通状况的实时更新和预测方面, 特别是在解决各路段交通状况相互关联问题^[1]上还不够完善。文中讨论问题的前提是忽略车辆在并行道路(同一个前进方向上的几条单行道组成的路)上的车道变换和车辆在非自由行驶状态下的跟车情况(即车辆行驶受头车和尾车的影响)。系统主要的控制流程简图见图1。

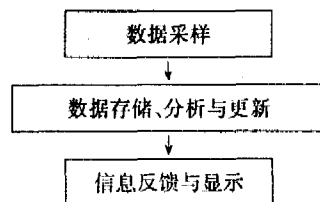


图1 智能交通系统控制流程简图

1.2 已有系统的数据采样算法

传统的数据采样是由布设在各路段中交通流量最容易发生变化的地方的传感器收集该路段的流量和车辆的瞬时速度, 然后采用引入流量的基于加权平均融合算法来估算车辆的旅行时间。其计算方法如(1)式^[2](示意图见

收稿日期: 2006-03-22

作者简介: 徐 武(1977-), 男, 江西临川人, 助教, 硕士研究生, 研究方向为计算机系统结构与网络技术; 杨印根, 教授, 研究方向为计算机应用和工业自动化。

图 2)。

$$T = L \frac{\sum_i t_i \times \bar{q}_i}{\sum_i l_i \times \bar{q}_i} \quad (1)$$

其原理是由每一个传感器采集到该点的瞬时速度 $v_i(t)$, 然后利用已知两端点速度求平均速度的方法(调和中项法)得到任意两个传感器之间的一小段路上的平均速度 \bar{v}_i 。由于每两个传感器之间的距离是已知和固定不变的, 所以可以很容易得到旅行者在该小段上所花费的旅行时间。用同样的方法可得到每一小段路上的平均流量(假设传感器同时可以采集到所在点的瞬时流量), 最后由某一路段上所有小段的旅行时间和平均流量, 利用引入流量的基于加权平均融合算法估算出车辆在整个该路段上的旅行时间。

其中:

- (1) $q_i(t)$ ——时刻 t 第 i 个传感器采集到的瞬时流量;
- (2) $v_i(t)$ ——时刻 t 车辆通过第 i 个传感器的瞬时速度;
- (3) $\bar{v}_{\text{time}}(i)$ ——第 i 个采样点的时间平均速度^[3];
- (4) num——采样次数(频度);
- (5) $\bar{v}_{\text{time}}(i) = \sum_i v_i(t) / \text{num}$;
- (6) \bar{v}_i ——路段上第 i 个传感器到第 $i+1$ 个传感器之间的平均速度;
- (7) $\bar{v}_i = (v_{\text{time}}(i) + v_{\text{time}}(i+1)) / 2$;
- (8) $\bar{q}_i = \frac{\sum_i q_i(t)}{\text{num}}$;
- (9) \bar{q}_i ——第 i 个传感器采集到的平均瞬时流量;
- (10) $\bar{q}_i = (q_i + q_{i+1}) / 2$;
- (11) \bar{q}_i ——路段上第 i 个传感器到第 $i+1$ 个传感器之间的平均流量;
- (12) t_i ——路段上第 i 个传感器到第 $i+1$ 个传感器之间的行驶时间;
- (13) $t_i = l_i / \bar{v}_i$;
- (14) T ——从第 1 个传感器行驶到最后一个传感器所花费的总的时间;
- (15) L ——第 1 个传感器到最后一个传感器的总长度;
- (16) l_i ——路段上第 i 个传感器到第 $i+1$ 个传感器之间的长度。

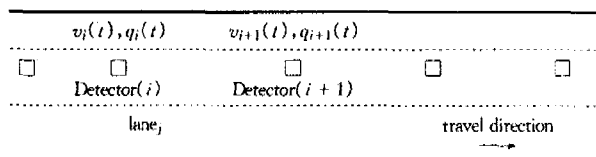


图 2 采样系统简图

在交通通畅的道路上, 比如说高速公路上, 利用上面的算法可以很好地得到该路段的平均速度。如果拥塞时

常发生, 估测结果的准确性则得不到保证, 其主要原因为上面的方法是根据传感器的数量把某一路段划分成若干个小段, 每一小段的平均速度是由该小段两端的传感器收集到的瞬时速度求平均得到, 进而估算出每一小段的旅行时间, 然后把每一小段的旅行时间利用引入流量的基于加权平均融合算法计算出这一路段的旅行时间。其不合理性在于某一小段两端的速度简单平均并不能准确代表该小段的平均速度, 即使引入流量进行融合, 也只是有一定的改善。这时可以引入车流密度, 利用格林息尔治模型^[2,4]进行优化。

$$u = u_m (1 - \frac{\rho}{\rho_m})$$

其中: u_m 为车流速度的最大值;

ρ_m 为车流密度的最大值。

这样做的目的是因为直接法(通常是利用 AVI 设备, 在入口和出口分别设置 CCD 摄像头, 记录特定的一辆车通过入口和出口的时刻, 两个时刻之差就是这辆车通过这一路段所用的时间。在一段时间间隔内对所观察的车辆的全部结果进行平均, 得到旅行时间)虽然从理论上来说比较准确, 但对硬件的要求比较高, 受环境的影响也比较大^[2]。而引入流量和密度是为了提高精度。

1.3 已有系统的数据存储、分析与更新原理

数据的存储、分析与更新是把采样阶段获得的路网中各路段的静态距离和旅行时间等信息收集存储起来, 进而运用最短路径算法为出行者提供最优路径选择和可靠旅行时间估计等服务, 并且可以根据采样数据的更新而不断更新。

1.4 已有系统的数据反馈与显示方式

数据的反馈与显示则是系统根据用户提出的要求, 为出行者提供所需的出行信息, 并显示在各路段交叉路口的屏幕上, 从而使交通流量得到合理有序的分配, 缓解交通拥挤。

2 算法的改进

传统的模型和算法主要是建立在静态或更新时间间隔很长的情况下, 并且假设路网中各路段之间是相互独立、互不影响的。而实际上一个高效、可靠的智能交通系统是实时更新, 并且路网中各路段之间是有关联关系的。所以, 已有的算法需要进行一些改进才能工作得更好。

2.1 对系统采样阶段算法的改进

2.1.1 静态算法

如果系统是在静态的、无更新的或更新时间间隔比较长的情况下工作, 则可以充分利用历史数据, 不采用(1)式而采用下式来估算旅行时间:

$$\bar{v}_{\text{time}}(i) = \frac{\sum_i q(i, t) \times v_i(t)}{\sum_i q(i, t)}$$

即先引入流量的加权平均融合算法算出 $\bar{v}_{\text{time}}(i)$ (即利用存储的历史数据, 包括之前若干次采集到的瞬时速度

和流量),然后再用 $\bar{v}_i = (v_{\text{time}}(i) + v_{\text{time}}(i+1))/2$, $t_i = l_i/\bar{v}_i$, $T = \sum_i t_i$ 等式计算出各路段的旅行时间。这种方法在求各采样点的平均瞬时速度 $\bar{v}_{\text{time}}(i)$ 的时候就引入流量,使引入流量的加权平均融合算法的粒度更细,所以精确度也就更高一些。

2.1.2 动态算法

上面的改进对实时更新的系统并不实用,因为在实时更新的系统中 $\bar{v}_{\text{time}}(i) = v_i(t)$ 。所以可改用下面的方法求某一路段的平均速度 V 。

$$V = \frac{\sum_i \bar{v}_i \times \bar{q}_i}{\sum_i \bar{q}_i}$$

然后由该路段的长度 Length 除以 V 就可得该路段的旅行时间 T 。

2.1.3 可能的进一步改进

虽然可以通过传感器采集到的瞬时速度和流量来判断和预测某路段的交通状况(比如 $>60\text{km/h}$ 属于畅通; $<10\text{km/h}$ 属于严重拥堵),也可以由车速和流量得到该路段的车流密度^[4] $\rho(q(i,t) = u(i,t) * \rho(i,t))$ 。但在这里忽略了车道数、空间位置、道路环境、时间段等因素,所以影响到了预测的准确性。从目前的研究来看,没有任何一种交通流预测方法能够表现出对所有方法的绝对优越性能,从而完全替代其它方法。这样,对各种环境条件下的交通流预测应当是一个综合运用多种方法,互相补充的过程。所以可以按照智能预测和组合预测的思想,实现预测模型的智能选择,以及多个预测模型的预测结果的综合,从而实现短时、实时交通流的预测^[5]。

2.2 对系统的数据存储、分析与更新阶段的改进

2.2.1 用协方差矩阵表示各路段之间的相关性

首先,在实际的路网中,某一路段的旅行时间与其他路段的旅行时间(即某一路段的流量与其他路段的流量)有较大的相互关系。而原有的系统认为各路段之间是相互独立的,故在这方面工作的不是很好。对于这个问题的解决,构造了一个时间相关的协方差矩阵来描述各路段之间的相关性。假设随机变量 $T = (t_1, t_2, \dots, t_{n \times (n-1)/2})$, 其中 t_i 表示第 i 条路段的旅行时间,它可由前面的算法得到; n 表示路网中的结点数(交叉点)。若假设 $b_{ij} = \text{cov}(t_i, t_j) = E(t_i - Et_i)(t_j - Et_j)$, 其中 $i, j = 1, 2, \dots, n \times (n-1)/2$ 。则 b_{ij} 就可用来描述第 i 条路段上的旅行时间与第 j 条路段上的旅行时间之间的相互关系。

显然,矩阵

$$B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1 \times \frac{n \times (n-1)}{2}} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2 \times \frac{n \times (n-1)}{2}} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{\frac{n \times (n-1)}{2} \times 1} & b_{\frac{n \times (n-1)}{2} \times 2} & \cdots & b_{\frac{n \times (n-1)}{2} \times \frac{n \times (n-1)}{2}} \end{pmatrix}$$

为 T 的协方差矩阵,这是一个对称矩阵。

$$r_{ij} = \frac{\text{cov}(t_i, t_j)}{\sqrt{Dt_i} \sqrt{Dt_j}} \text{ 称为相关系数} \quad (2)$$

现得算法如下:

假设在起始时刻 p 随机变量 $T = (t_1, t_2, \dots, t_{n \times (n-1)/2})$ 的协方差矩阵已知(因为在起始时刻 p 获得的各条路段的运行时间 $t_i, i = 1, 2, \dots, n(n-1)/2$ 可通过前面的算法得到,数学期望 $E(t_i)$ 可由历史上同一时刻的统计数据求得)。所以很容易由上面的协方差与相关系数的关系式(2)得到随机变量 T 的相关系数矩阵 R 。 R 的具体形式如下:

$$R = \begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_{n \times (n-1)/2} \end{pmatrix}$$

其中:

$$R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{i \times \frac{n \times (n-1)}{2}})$$

故在 p 的下一个时刻 p' 随机变量 T 实时变化为 T' , 进而实现数据的动态更新。这样做的好处是不需要实时计算出所有路段的更新,只要计算出其中的一部分,另一部分与已计算出的路段相关性比较高的路段的实时更新,可以根据已实时计算出的路段的数据进行相应的处理。一般来说都是简单采用比例的方式。当然,为了更准确地描述两者之间的关系也可以增加一些参数,把它们之间看成是线性的关系甚至是非线性关系。如果由此得到的 T' 与实际中测得的值还有误差,可考虑引入一个折算因子 σ 来进行修正^[2]。这样做的好处是降低了运算的时间和空间复杂度,提高了系统的响应速度。

2.2.2 最短路径算法的改进

系统对所收集的数据的处理速度对于系统的性能有很大的影响,特别是求最短路径的 Dijkstra 算法和 Floyd 算法,其时间复杂度都是 $O(n^3)$ ^[6], 这对一个实时系统来说是不能容忍的。此时可以不要把一个大的、详细的道路网看作一个图,因为把整个路网的数据信息都装入主存是不现实的,也是没有必要的,通常只要求把可能用到的部分路网信息装入主存。不需要处理整个图,尤其在实时计算中。因此可以改进 Dijkstra 算法,在递推计算进行到目标节点时就停止递推,而得到改进的最短路径算法^[6,7]。同样,对于 R 来说,其阶数也会大大减少,可有效地提高系统的处理速度,可以在一定程度上提高系统的采样频率,从而提高数据的更新速度。因为若结点数 n 比较大,则 $n \times (n-1)/2$ 很大,即 R 的阶数很大,这么大的计算量将导致系统的效率和性能下降。这时如果只是考虑那些有相互关系的部分路径之间的相互关联,而不是考虑所有的 $n \times (n-1)/2$ 条路径之间的关联关系,则对系统的性能提升有很大帮助。

在动态交通系统中,由于路网中的交通流随时间变化,最优路径也就可能会发生变化。所以,动态交通系统中的最优路径选择可分为两个阶段:一是根据历史数据动

态地确定源点和目的点间最优路径的初始方案;二是途中最优路径动态调整方案。通过对历史数据的分析,可以得出各时段交通流和旅行时间的变化规律,从而可以比较容易地确定路网中任意两点间的最优路径选择方案。但是由于路网中各种随机因素的影响,车辆在行驶的过程中,道路和状况不可能一成不变,完全符合历史规律,所以车辆在行驶过程中可根据系统实时采集到的数据来动态地调整最优路径的选择方案。采用以上这种结构的优点是在大多数时间里(交通状况没有大的起伏)系统可以使用已经准备好的历史数据来进行最优路径的选择,保证了系统的响应时间足够快。而在交通状况出现大的起伏,比如交通事故或天气骤变时,系统也能作出及时的调整,保证了系统的可靠性和有效性。缺点是在路况函数不是全凸面变化时(即有随机因素的影响),所作出的最优路径的选择不是全程最优的,仅是局部最优的^[8]。如图 3 所示的动态系统求最优路径框图^[8]。

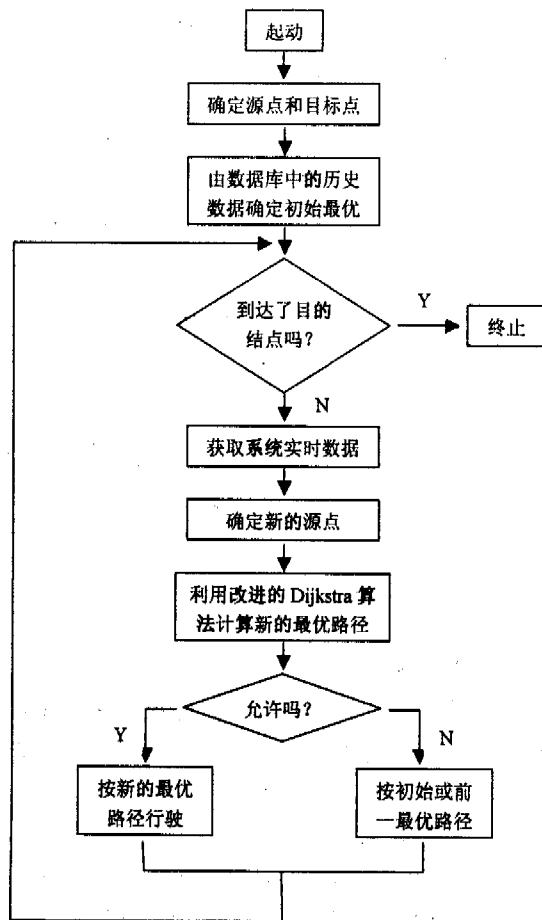


图 3 动态系统求最优路径框图

在动态系统求最优路径框图中,之所以增加“允许”这一判断环节是为了提高系统的可靠性和有效性。由于系统本身的采样频率和响应速度的影响,可能会为驾驶员作出选择带来不便。以每 20 秒采样一次与每 2 分钟采样一次作个比较。如果是 2 分钟采样一次,考虑一种极端的情

况,即采样之前一瞬间车辆还在结点(交叉路口) N 之前,并且此时提供给驾驶员的信息是选择路段 A ,而当采样完毕且该车辆已经进入 A 路段,控制系统才根据刚才的采样信息得出更新后的应该选择 B 路段的提示,造成驾驶员选择了错误的路径。同样如果系统没有能及时对用户的请求作出响应也会造成上面提到的问题。所以增加了“允许”这一判断环节,如图 4 所示。

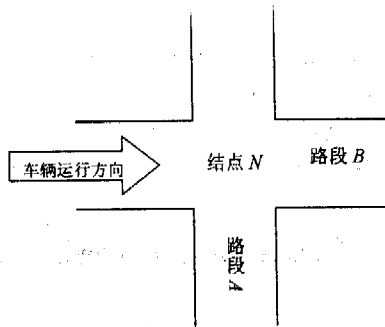


图 4 路径选择示意图

3 结束语

文中提出的一些改进算法主要针对的是路网系统中路段旅行时间的估算和各路段旅行时间相互关联情况下如何实现信息的实时更新。但只是通过已有系统采集到的一些小批量的数据进行了验证,还没有真正应用到一个实际的系统中去检验,特别是在大批量数据的情况下这些改进算法是否工作良好还没有得到验证。因此对文中提出的改进算法的有效性和高效性还需进一步研究,使之更适合实际应用。

参考文献:

- [1] 李存军,邓红霞.用相关路段交通流逼近目标路段流量的神经网络方法[J].交通运输工程与信息学报,2004,2(1): 75-80.
- [2] 曹 丽.行驶时间估测及多点交通流数据融合[J].仪器仪表学报,2001,22(增刊):291-296.
- [3] GBJ124-88.道路工程技术语标准,计标[1988]493号[S]. [s.l.]:[s.n.],1988.
- [4] 姜启源,谢金星,叶 俊,等.数学模型[M].第3版.北京:高等教育出版社,2003.
- [5] 马寿峰,贺国光,刘 豹.智能交通系统中短时交通流预测系统的研究[J].预测,2004,23(2):28-34.
- [6] 严尉敏,吴伟明.数据结构[M].北京:清华大学出版社,1997.
- [7] 殷剑宏,吴开亚.图论及其算法[M].合肥:中国科学技术大学出版社,2004.
- [8] 杨兆升.城市交通流诱导系统理论与模型[M].北京:人民交通出版社,2000.