

基于公交GPS数据的交叉口信号配时参数估计

孙隽华[†], 杨陈成, 廖孝勇, 赵敏, 程森林

(1. 重庆大学 信息物理社会可信服务计算教育部重点实验室, 重庆 400030; 2. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400030)

摘要: 为了利用公交GPS数据估计交叉口信号配时参数,提出一种改进插值法来估计交叉口单车行程时间;通过先聚类再分类划分信号周期,给出采用停车线附近的GPS数据序列估计周期边界及周期时长的方法;结合周期边界估计结果,提出一种新的红灯时长估计方法.在不同交通流量下对估计方法进行模拟及现场测试,结果表明,基于公交GPS数据的信号配时参数估计方法适用于不同交通流量,且估计效果明显优于现有方法.

关键词: 交叉口; 公交GPS数据; 信号配时参数估计; 插值法; K 均值聚类

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Signal timing estimation for intersections using bus GPS data

SUN Di-hua[†], YANG Chen-cheng, LIAO Xiao-yong, ZHAO Min, CHENG Sen-lin

(1. Key Laboratory of Dependable Service Computing in Cyber Physical Society of Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: Focusing on the signal timing estimation for intersections through the GPS data from buses, an improved interpolation method is proposed to estimate the travel time for individual vehicles at intersection. A signal cycle is divided through clustering followed by classification. By using GPS data sequence near the stop line, a method for estimating cycle boundary and cycle length is given. Combined with the results of cycle boundary estimation, a new method for estimating red time is proposed. The simulation and field tests for the estimation method are carried out under different traffic flows. Results show that the signal timing estimation method using bus GPS data is applicable for different traffic flows, and the estimation effect is obviously better than existing methods.

Keywords: intersections; bus GPS data; signal timing estimation; interpolation method; K -means clustering

0 引言

在中国,城市发展日渐加快,交叉路口也日益增多.与此同时,随着城市的发展,交叉路口的交通流量和交通状态经常发生改变,从而导致交叉口的信号配时参数(例如信号周期时长、红灯时长等)也处在动态变化之中.交叉口信号配时参数的改变对路网中的所有车辆都会产生影响,尤其影响着公交调度^[1]、出行规划^[2]、行程时间的估计^[3-4]以及车辆的能耗和排放^[5-7].如果不能及时获得交叉口信号配时信息,则上述工作很难开展.另一方面,交叉口的信号配时信息不仅是信号性能测量的重要输入(如排队长度^[8]),同时也是与交叉口相关的交通模型的重要输入^[9].因此,研究如何通过数据分析的方法来及时了解并获取

交叉口信号配时信息具有重要的意义和价值.

事实上,已有作者利用布设在交叉口上下游的固定传感器实现了对信号配时参数的估计^[10].然而,该方法并不能很好地确定周期边界(即每个周期确切的开始和结束时刻),并且如果在一个或多个连续的周期内没有任何采样数据,则该方法不能检测到这些缺失周期.针对以上不足,文献[11]进行了相应改进.改进后的信号配时参数估计方法可以较为准确地估计一个周期的开始和结束时间,并可以正确地检测是否有任何缺失的周期.但是,文献[11]的周期划分方法需要用到交叉口现场测试数据,若信号配时参数发生改变,则该方法并不能及时响应.其次,文献[11]的方法是以车辆到达停车线的时间为基准来估计周期

收稿日期: 2017-03-02; 修回日期: 2017-05-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573075); Ford China University Research Programs(2014-3QQ9R); 重庆市应用开发计划重点项目(cstc2014yykfB30003).

责任编委: 阳春华.

作者简介: 孙隽华(1974—),男,教授,博士,从事智能交通系统等研究; 杨陈成(1992—),女,硕士生,从事智能交通系统的研究.

[†]通讯作者. E-mail: d3sun@163.com

边界的,由于其只能获得车辆到达交叉口上下游的时间,无法得知车辆在交叉口内部的运行情况,不能很好地估计车辆到达停车线的时间.此外,文献[11]的信号红灯时长估计方法是建立在假设车辆均匀到达的基础上,这种假设与实际情况不符.

针对上述问题,本文提出了一种新的基于公交GPS数据的信号配时参数估计方法,以提高信号配时参数估计的准确性.在不同流量下对本文方法进行了模拟测试和现场测试,同时与文献[11]中的方法进行对比,验证了本文方法的有效性和适用性.

1 信号配时参数估计整体方案

公交车的车载GPS接收器可以实时获得车辆当前的运行状态信息,包括车辆的地理位置、速度、时间等^[12].本文使用的公交GPS数据记录器的数据采集周期为10s,因此,可利用车辆经过交叉口的GPS数据序列,掌握车辆在交叉口内部的运行情况,进而估计信号配时参数.

本文估计的信号配时参数包括信号周期时长、红灯时长以及每个周期确切的开始和结束时刻,这里的周期指的是交叉口信号灯的一个特定转向运动的周期.为了实现对信号配时参数的估计,本文作了如下定义和描述:

- 1) 定义红灯开始时刻即为一个周期的开始时刻;
- 2) 在GPS数据采集时段内,信号周期时长及红灯时长恒定;
- 3) 不考虑GPS数据定位误差.

基于公交GPS数据的信号配时参数估计流程如图1所示.

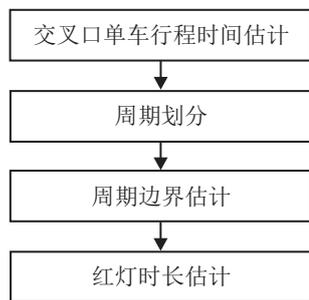


图1 基于公交GPS数据的信号配时参数估计流程

交叉口单车行程时间估计:考虑到交叉口进出口处的车辆行为往往较为复杂,本文提出一种改进的插值法来估计车辆经过交叉口的行程时间,为后续周期划分奠定基础.

周期划分:即划分出在同一个周期内通过交叉口的车辆.本文提出一种先聚类再分类的周期划分方法,该方法不需要现场测试数据,能及时响应信号

配时参数的改变.

周期边界估计:估计周期边界,即估计一个周期确切的开始和结束时刻,同时得到周期时长估计值.本文利用车辆在停车线附近的GPS数据序列,能更为准确地得到车辆到达停车线的时间,并以此估计周期边界及周期时长.

红灯时长估计:利用周期边界估计结果,结合采样车辆的停车位置,提出一种新的红灯时长估计方法,该方法无需假设车辆均匀到达,提高了估计的准确性.

2 信号配时参数估计方法

2.1 交叉口单车行程时间估计

车辆经过交叉口的行程时间为车辆到达交叉口出口和交叉口进口的时间差.以交叉口进口处为例,若进口处正好存在GPS定位数据,则可由该GPS数据直接得到车辆到达交叉口进口的时间.然而,由于公交GPS数据10s传送一次,这样的定位数据很可能并不存在.这种情况下,就需要通过车辆在交叉口进口前后的GPS定位数据,利用插值法来估计其到达交叉口进口的时间.

传统的插值法大多假设车辆在路段边界附近匀速行驶,从而采用线性插值法获取路段边界的时刻数据^[13].一般情况下,这种假设是符合实际的,但是在信号交叉口区域,由于信号灯的影响,交叉口进出口处的车辆行为往往较为复杂,不加区分地都按匀速行驶计算并不符合实际.因此,本文提出一种改进的插值法来估计交叉口单车行程时间.

交叉口进口附近的车辆GPS数据分布情况如图2所示(交叉口进口处不存在GPS定位数据).

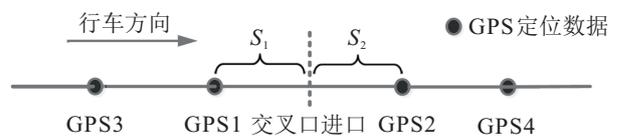


图2 交叉口进口附近的GPS数据分布示意图

在交叉口进口前后各取一个距离交叉口进口最近的GPS定位数据,即GPS1和GPS2.这两个定位数据所对应的车辆的瞬时速度、GPS时间分别为 v_i 、 t_i , $i = 1, 2$.为简化问题,假设这两个定位数据间车辆的运动情况只有匀速运动和匀变速运动两种.考虑到人为因素的影响,即使车辆做匀速运动,其瞬时速度也有可能出现较小的波动.因此,特引入一个阈值 v_0 ,如果这两个数据点的速度差 $|v_1 - v_2|$ 不超过这个阈值,则认为车辆在这两个数据点间作匀速运动,反之则相反.

1) 若 $|v_1 - v_2| \leq v_0$, 车辆做匀速运动, 则

$$v_{s_j} = \frac{s_1 + s_2}{t_2 - t_1}. \quad (1)$$

车辆到达交叉口进口的时间为

$$t_{in} = \frac{s_1}{v_{s_j}} + t_1 = \frac{t_2 s_1 + t_1 s_2}{s_1 + s_2}. \quad (2)$$

2) 若 $|v_1 - v_2| > v_0$, 车辆做匀变速运动, 则

$$\begin{cases} s_1 + s_2 = v_1(t_2 - t_1) + \frac{1}{2}a(t_2 - t_1)^2, \\ s_1 = v_1(t_{in} - t_1) + \frac{1}{2}a(t_{in} - t_1)^2, \\ t_{in} > t_1, \end{cases} \quad (3)$$

其中 a 为车辆做匀变速运动的加速度. 求解上述方程组可得车辆到达交叉口进口的时间为

$$t_{in} = t_1 - \frac{v_1}{a} + \frac{\sqrt{v_1^2 + 2as_1}}{a}, \quad (4)$$

其中 $a = \frac{2[s_1 + s_2 - v_1(t_2 - t_1)]}{(t_2 - t_1)^2}$.

可用同样的方法估计车辆到达交叉口出口处的时间 t_{out} , 从而得到车辆经过交叉口的行程时间 $T = t_{out} - t_{in}$.

2.2 周期划分

周期划分, 即利用采集到的公交 GPS 数据, 确定哪些公交车是在同一个周期内通过交叉口的, 而最终落脚点就在于找到每个周期采样到的第一辆车, 称之为 CBV. CBV 即标志着一个新的周期的开始. 此外, 除 CBV 外的其他车辆均称之为 NCBV, 其中每个周期采样到的最后一辆车称之为 CEV.

文献 [11] 利用相邻两个采样车辆到达交叉口进口的时间差和它们在交叉口的延误差 (即行程时间差) 这两个指标, 将周期划分问题转化为支持向量机的分类问题, 即将采样车辆分为 CBV 和 NCBV 两类. 支持向量机分类的前提是需要一组已知类型的训练样本来训练分类超平面. 然而, 训练样本的实际类型只能通过现场测试获取, 若信号配时参数发生改变, 则必须重新采集现场测试数据. 因此, 该方法不能及时响应信号配时参数的改变.

基于此, 本文提出一种先聚类、再分类的周期划分方法来得到分类超平面, 并区分 CBV 和 NCBV. 该方法不需要现场测试数据, 能及时响应信号配时参数的改变, 具体步骤如下.

1) 采用 2.1 节的方法计算每辆车到达交叉口进口的时间以及在交叉口的行程时间, 从而得到每辆车与前车到达交叉口进口的时间差 $\Delta t_i = t_{in}^i - t_{in}^{i-1}$ 和在交叉口的行程时间差 $\Delta T_i = T_i - T_{i-1}$, 将 Δt_i 和 ΔT_i 作为采样车辆的特征属性, 以此可以得到采样数据集 $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, 其中 N 为总的采样

车辆数, 每个数据对象 x_i 有两个描述属性 Δt_i 和 ΔT_i , 即 $x_i = (\Delta t_i, \Delta T_i)$.

2) 利用 K 均值聚类算法^[14-16] 将该数据集聚成两类, 算法具体步骤如下.

Step 1: 首先随机选取两个数据对象作为初始聚类中心.

Step 2: 计算每个数据对象与各个聚类中心的欧氏距离, 将每个数据对象分配到与其最接近的聚类中心, 从而形成一类.

Step 3: 一旦全部数据对象都被分配, 则将每个聚类子集的平均向量作为新的聚类中心.

Step 4: 计算误差平方和准则函数.

Step 5: 不断重复步骤 Step 2 ~ Step 4, 直到误差平方和不变, 则算法终止, 得到最终的聚类结果.

3) 对于最终聚类后的两个子集 X_1 和 X_2 的聚类中心 $x_1 = (\Delta t_1, \Delta T_1)$, $x_2 = (\Delta t_2, \Delta T_2)$, 若 $\Delta T_1 < \Delta T_2$, 则将 X_2 中所有数据对象的标签号都置为 1, 将 X_1 中所有数据对象的标签号都置为 -1, 反之则相反.

在得到每个数据对象的标签号的前提下, 利用支持向量机对该数据集进行分类, 得到分类超平面, 为后续缺失周期检测提供数据支持, 并以此区分 CBV 和 NCBV^[11].

2.3 周期边界估计

根据之前的定义, CBV 是一个周期内采样到的第一辆车, CEV 是一个周期内采样到的最后一辆车, 且红灯开始时刻即为一个周期的开始时刻. 所以, 每个周期的红灯开始时刻应该在该周期的 CBV 到达停车线的时刻之前, 同时在上一个周期的 CEV 到达停车线的时刻之后. 因此, 在估计周期边界之前, 要先计算 CBV 和 CEV 到达停车线的时间.

若停车线处没有车辆 GPS 定位数据, 则在停车线前后各取一个距离停车线最近的 GPS 定位数据, 利用 2.1 节的插值法即可计算得到车辆到达停车线的时间. 若停车线处有车辆 GPS 定位数据, 并且只有一个 GPS 数据, 则该 GPS 数据对应的时间即为车辆到达停车线的时间. 但是, 如果车辆正好在停车线处停车等待, 由于受到红灯的影响, 则停车线处的 GPS 定位数据很有可能不止一个. 此时, 该车到达停车线的时间为停车线处第一个 GPS 数据所对应的时间.

在获得车辆到达停车线的时间后, 利用文献 [11] 中的缺失周期检测算法, 通过反复迭代以检测是否存在缺失周期, 再结合缺失周期检测结果, 将周期边界估计问题转化为一个带边界约束条件的二次规划问题进行求解, 从而得到周期时长以及每个周期确切的

开始和结束时刻(详见文献[11]).

2.4 红灯时长估计

根据前面的定义, CBV是一个周期内采样到的第一辆车, 且一个周期从红灯开始, 因此, CBV很有可能受到红灯的影响而在停车线附近排队等候. 此时, CBV的停车位置有如下两种情况:

1) CBV正好停在停车线处(称之为第1类CBV).

假设第*i*个周期的CBV正好停在停车线处, 则红灯一结束, 该车即启动驶离停车线. 同样地, 若该车依然在停车等待, 说明红灯尚未结束, 也就是说, 该车在停车线处最后一个GPS数据对应的时刻一定在红灯结束时刻之前, 又或者刚好为红灯结束时刻, 则

$$t_{\text{end}}^i \geq t_i. \quad (5)$$

其中: t_{end}^i 为第*i*个周期的红灯结束时刻, t_i 为第*i*个周期的CBV(第1类CBV)在停车线处的最后一个GPS数据对应的时刻. 由式(5)可得

$$T_r = t_{\text{end}}^i - t_{\text{start}}^i \geq t_i - t_{\text{start}}^i. \quad (6)$$

其中: T_r 为红灯时长, t_{start}^i 为第*i*个周期的红灯开始时刻. 由此可见, 若第*i*个周期的CBV为第一类CBV, 则可得到该CBV对应的红灯时长下边界

$$T_{r \min}^i = t_i - t_{\text{start}}^i. \quad (7)$$

其中: t_i 可以根据车辆GPS数据直接得到, t_{start}^i 也可由前面介绍的周期边界估计方法计算得到.

2) CBV没有停在停车线处(称之为第2类CBV).

假设第*j*个周期的CBV没有停在停车线处, 即CBV前还有排队车辆且该车辆未被采样到, 又或者CBV并未停车. 红灯结束之后该车才能到达并驶离停车线, 也就是说, 该车到达停车线的时刻一定在红灯结束时刻之后, 即

$$t_{\text{end}}^j \leq t_j. \quad (8)$$

其中: t_{end}^j 为第*j*个周期的红灯结束时刻, t_j 为第*j*个周期的CBV(第2类CBV)到达停车线的时刻. 由式(8)可得

$$T_r = t_{\text{end}}^j - t_{\text{start}}^j \leq t_j - t_{\text{start}}^j, \quad (9)$$

其中 t_{start}^j 为第*j*个周期的红灯开始时刻. 由此可见, 若第*j*个周期的CBV为第2类CBV, 则可得到该CBV对应的红灯时长上边界

$$T_{r \max}^j = t_j - t_{\text{start}}^j. \quad (10)$$

其中: t_j 的计算方法已在2.3节中作了介绍, t_{start}^j 也可由前面介绍的周期边界估计方法计算得到.

综上所述, 本文提出的红灯时长估计方法的具体步骤如下:

1) 利用车辆GPS数据判断每个周期的CBV是属于第1类CBV还是第2类CBV.

2) 计算每个第1类CBV对应的红灯时长下边界, 并取所有下边界的最大值 $T_{r \min} = \max(T_{r \min}^i)$. 同时, 计算每个第2类CBV对应的红灯时长上边界, 并取所有上边界的最小值 $T_{r \max} = \min(T_{r \max}^j)$.

3) 计算红灯时长估计值

$$T_r = \frac{1}{2}(T_{r \min} + T_{r \max}). \quad (11)$$

3 实验验证

为了验证本文所提出估计方法的有效性和适用性, 利用多个数据集对估计方法进行测试, 包括模拟测试和现场测试.

3.1 模拟测试

重庆市渝北区新南路口(新南路和星光大道之间的交叉口)是典型的十字路口. 本文结合新南路口的实际道路情况(实际的车道数、信号配时参数等)和交通状况(如车流量), 利用Vissim(一款微观交通仿真软件)搭建了新南路口的仿真模型(如图3所示), 以验证本文方法在不同流量下的适用性.



图3 新南路口仿真模型

图3中圆圈内的标志表示红绿灯, 本文研究的信号即为该红绿灯直行方向的控制信号. 以该方向进口车道的转角缘石为起点, 往上游和下游各取100米分别作为交叉口的进口和出口. 交叉口进出口位置设有数据采集点, 可采集车辆实际到达该位置的时间. 此外, Vissim仿真可模拟公交GPS数据, 每隔10s输出一次车辆的IP、当前位置、速度以及时间信息.

本文将所研究的直行方向(含3个车道)的流量分别设置为小流量(700辆/h)和大流量(1400辆/h), 在这两种流量下各仿真运行300min, 将这300min的模拟数据分成10组, 每组数据30min, 并利用大、小流量下的共20组数据对本文的估计方法进行测试(渗透率为50%). 此外, 在同样的仿真条件下针对同样的采样车辆, 通过在交叉口进出口设置的数据采集点采集车辆实际到达交叉口进出口的时间, 再利用文献[11]的方法估计信号配时参数, 并与本文的估计结果进行对比, 以验证本文方法的有效性.

1) 小流量下的模拟测试结果,分别见表1、表2、图4和图5.其中:AE表示第1个周期红灯开始时刻观测值与估计值之间的绝对误差, RMSE表示所有周期红灯开始时刻观测值与估计值之间的均方根误差,下同.

表1 小流量下的周期时长及周期边界模拟测试结果

数据编号	周期时长/s			AE/s
	观测值	估计值	绝对误差	
1	124.000	123.883	0.117	1.979
2	124.000	123.833	0.167	2.441
3	124.000	123.991	0.009	1.025
4	124.000	124.271	0.271	1.388
5	124.000	123.723	0.277	2.891
6	124.000	123.605	0.395	3.142
7	124.000	123.618	0.382	3.183
8	124.000	123.634	0.366	3.586
9	124.000	123.564	0.436	3.217
10	124.000	123.544	0.456	4.319

表2 小流量下的红灯时长模拟测试结果

数据编号	红灯时长/s		
	观测值	本文估计值	文献[11]估计值
1	84.000	83.864	89.115
2	84.000	83.551	87.246
3	84.000	84.484	87.817
4	84.000	84.847	86.177
5	84.000	85.198	91.310
6	84.000	83.810	83.801
7	84.000	83.651	89.693
8	84.000	83.873	90.094
9	84.000	83.671	86.202
10	84.000	83.940	85.436

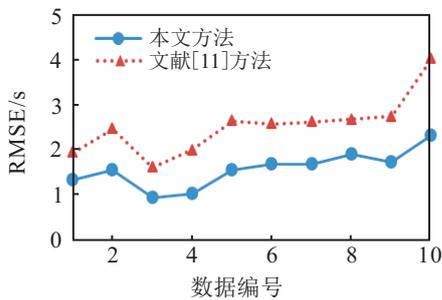


图4 小流量下两种方法的RMSE结果对比

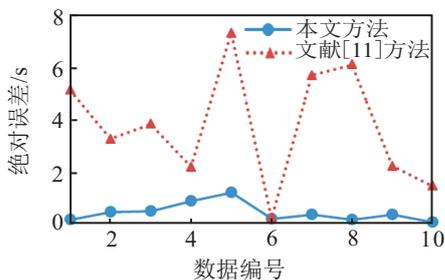


图5 小流量下两种方法的红灯时长估计结果对比

2) 大流量下的模拟测试结果,分别见表3、表4、图6和图7.

表3 大流量下的周期时长及周期边界模拟测试结果

数据编号	周期时长/s			AE/s
	观测值	估计值	绝对误差	
1	124.000	123.957	0.043	0.407
2	124.000	123.906	0.094	0.474
3	124.000	123.887	0.113	0.534
4	124.000	123.828	0.172	1.886
5	124.000	123.980	0.020	0.792
6	124.000	123.869	0.131	0.549
7	124.000	123.363	0.637	4.366
8	124.000	123.464	0.536	2.952
9	124.000	123.706	0.294	1.289
10	124.000	123.818	0.182	0.853

表4 大流量下的红灯时长模拟测试结果

数据编号	红灯时长/s		
	观测值	本文估计值	文献[11]估计值
1	84.000	84.505	85.374
2	84.000	85.068	85.068
3	84.000	84.666	85.091
4	84.000	83.610	86.818
5	84.000	86.333	87.095
6	84.000	86.166	86.308
7	84.000	84.636	85.774
8	84.000	84.931	86.403
9	84.000	82.979	85.145
10	84.000	84.771	85.750

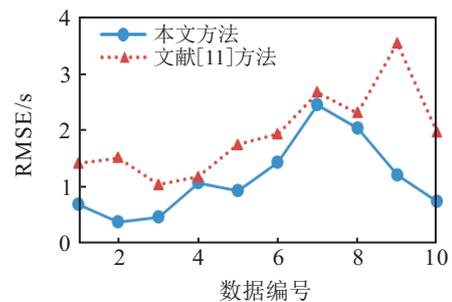


图6 大流量下两种方法的RMSE结果对比

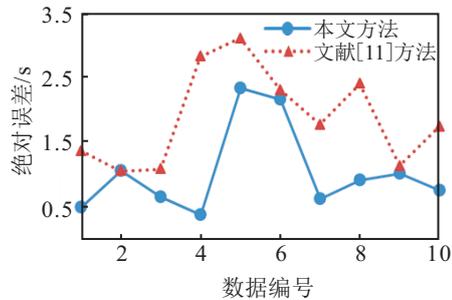


图7 大流量下两种方法的红灯时长估计结果对比

在小流量下,本文的信号周期时长估计值和观测值几乎一致,第1个周期红灯开始时刻的估计误差不超过5s.对于小流量下的每组测试数据,本文计算得

到的所有周期红灯开始时刻观测值与估计值之间的均方根误差均明显小于文献[11]. 此外, 本文红灯时长估计值与观测值之间的绝对误差不超过1.5 s, 且本文的绝对误差都小于文献[11]. 小流量下的模拟测试结果表明, 本文的估计方法能适用于流量较小的情况, 且本文方法的估计效果要明显优于文献[11]中的方法.

在大流量下, 本文的信号周期时长估计值和观测值也几乎一致, 第1个周期红灯开始时刻的估计误差同样不超过5 s. 对于大流量下的每组测试数据, 本文计算得到的所有周期红灯开始时刻观测值与估计值之间的均方根误差也都小于文献[11]. 同时, 本文红灯时长估计值与观测值之间的绝对误差不超过2.5 s, 且本文的绝对误差也都小于文献[11](除大流量下的第2组测试数据外, 该组数据下两种方法的绝对误差相等). 大流量下的模拟测试结果表明, 本文的估计方法能适用于流量较大的情况, 且本文方法的估计效果同样明显优于文献[11]中的方法.

此外, 本文还利用小流量下的第1组模拟数据探讨了渗透率对本文方法的估计性能的影响. 图8描述了在不同的模拟渗透率下的红灯开始时刻的均方根误差. 渗透率从10%到100%, 每次递增10%, 且在每种渗透率下随机采样50次. 图中的小圆点表示每种渗透率下的50个随机的RMSE, 实线为每种渗透率下的RMSE的平均值.

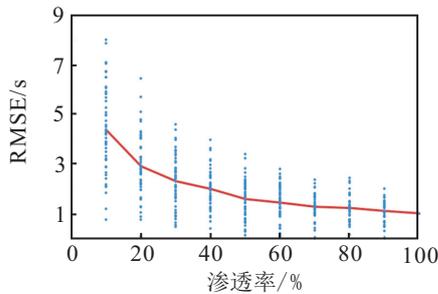


图8 渗透率与RMSE的关系

由图8可以看出, 随着渗透率的增大, 实线有一个粗略的下降趋势, 即均方根误差逐渐减小. 当渗透率大于等于10%时, 可以获得相对准确的估计结果. 当渗透率大于20%时, 均方根误差减小到大约3 s. 当渗透率大于30%时, 均方根误差减小到大约2 s.

3.2 现场测试

本文同样选取新南路口进行现场测试, 旨在利用实际的公交GPS数据验证本文方法的有效性. 新南路口的卫星地图如图9所示. 现场测试时选取的红绿灯控制信号以及交叉口进出口位置的设置均同模拟测试.



图9 新南路口卫星地图

本文在平峰期和高峰期分别进行了一次现场测试, 每次测试30 min. 现场测试时不仅要记录所研究的控制信号的周期时长、红灯时长以及确切的红灯开始时刻, 还要记录该信号控制转向通过的车辆总数以及其中的公交车数, 公交车数占车辆总数的百分比即为该测试时间段内的渗透率. 与此同时, 现场记录通过的每辆公交车的车牌号, 查找同一时段所有对应车牌号的公交车GPS数据(已经过数据预处理), 并以此利用本文方法估计信号配时参数.

平峰期(渗透率约为17%)和高峰期(渗透率约为10%)的现场测试结果如表5和表6所示.

表5 平峰期现场测试结果

	观测值	估计值	绝对误差
周期时长/s	124.000	123.676	0.324
红灯时长/s	84.000	84.368	0.368
AE/s		3.223	
RMSE/s		1.763	

表6 高峰期现场测试结果

	观测值	估计值	绝对误差
周期时长/s	124.000	123.462	0.538
红灯时长/s	84.000	84.958	0.958
AE/s		2.935	
RMSE/s		2.033	

在平峰期, 本文的信号周期时长以及红灯时长的估计值和观测值都几乎一致, 第1个周期红灯开始时刻的估计误差大约为3 s, 所有周期红灯开始时刻观测值与估计值之间的均方根误差不超过2 s. 在高峰期, 本文的信号周期时长以及红灯时长的估计误差都不超过1 s, 第1个周期红灯开始时刻的估计误差不超过3 s, 所有周期红灯开始时刻观测值与估计值之间的均方根误差大约为2 s. 由于现场测试时不能获取车辆实际到达交叉口进出口处的时间, 无法与文献[11]的方法进行对比, 但是现场测试时各信号配时参数的估计误差均在模拟测试得到的误差范围内. 因此, 以上现场测试结果表明, 本文的估计方法在平峰期和高峰期都能取得较好的估计效果, 验证了本文方法的有效性.

4 结论

本文提出了一种新的基于公交GPS数据的交叉口信号配时参数估计方法.首先结合交叉口的特点,提出了一种改进的插值法来估计交叉口单车行程时间;然后提出了一种先聚类、再分类的周期划分方法,结合车辆在停车线附近的GPS数据序列估计信号周期边界;最后提出了一种新的信号红灯时长估计方法.应用本文方法可以获得更准确的交叉口信号配时信息,为公交调度、出行规划等提供数据支撑,具有重要的理论意义和应用价值.

本文的信号配时参数估计方法针对的是交叉口一个特定转向运动的信号,同理可获得其他转向运动的信号配时信息,下一步可以研究如何将这些独立的信号配时信息结合成一个整体的相位方案.

参考文献(References)

- [1] 王炜,陈淑燕,胡晓健.“一路一线直行式”公交模式下公交车行驶诱导和调度集成方法[J].东南大学学报:自然科学版,2008,38(6):1110-1115.
(Wang W, Chen S Y, Hu X J. Novel integrated method of bus speed guidance and dispatching based on “one route one line and run straight mode” [J]. J of Southeast University: Natural Science Edition, 2008, 38(6): 1110-1115.)
- [2] Apple J, Chang P, Clauson A, et al. Green driver: AI in a microcosm[C]. AAAI Conf on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2011: 1311-1316.
- [3] 张勇,杨晓光.一种新的信号控制干道行程时间实时估计模型[J].自动化学报,2009,35(9):1151-1158.
(Zhang Y, Yang X G. A new model for estimating real-time travel time on a signalized arterial[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(9): 1151-1158.)
- [4] 祁宏生,王殿海,别一鸣,等.网络交通模型中考虑信号控制的行程时间函数模型[J].东南大学学报:英文版,2011,27(3):305-310.
(Qi H S, Wang D H, Bie Y M, et al. Travel time function for basic link considering signal control in network traffic model[J]. J of Southeast University: English Edition, 2011, 27(3): 305-310.)
- [5] Asadi B, Vahidi A. Predictive cruise control: Utilizing upcoming traffic signal information for improving fuel economy and reducing trip time[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2011, 19(3): 707-714.
- [6] Asadi B, Vahidi A. Predictive use of traffic signal state for fuel saving[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2009, 42(15): 484-489.
- [7] Ozatay E, Ozguner U, Onori S, et al. Analytical solution to the minimum fuel consumption optimization problem with the existence of a traffic light[C]. Asme Dynamic Systems & Control Conf Joint with the Jsme Motion & Vibration Conf. Fort Lauderdale, 2012: 837-846.
- [8] Ban X, Hao P, Sun Z. Real time queue length estimation for signalized intersections using travel times from mobile sensors[J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2011, 19(6): 1133-1156.
- [9] Mahler G, Vahidi A. An optimal velocity-planning scheme for vehicle energy efficiency through probabilistic prediction of traffic-signal timing[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(6): 2516-2523.
- [10] Hao P, Ban X. Delay pattern estimation for signalized intersections using sampled travel times[J]. Transportation Research Record J of the Transportation Research Board, 2009, 2130(2130): 109-119.
- [11] Hao P, Ban X, Bennett K P, et al. Signal timing estimation using sample intersection travel times[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 792-804.
- [12] 任慧君,许涛,李响.利用车载GPS轨迹数据实现公交车驾驶安全性分析[J].武汉大学学报:信息科学版,2014,39(6):739-744.
(Ren H J, Xu T, Li X. Analysis of bus driving safety based on vehicle GPS trajectory data[J]. J of Wuhan University: Geomatics and Information Science, 2014, 39(6): 739-744.)
- [13] Miwa T, Sakai T, Morikawa T. Route identification and travel time prediction using probe-car data[J]. Int J of Its Research, 2008, 2(1): 21-28.
- [14] Li M J, Ng M K, Cheung Y M, et al. Agglomerative fuzzy k -means clustering algorithm with selection of number of clusters[J]. IEEE Trans on Knowledge & Data Engineering, 2008, 20(11): 1519-1534.
- [15] Xiong H, Wu J, Chen J. K -means clustering versus validation measures: a data-distribution perspective[J]. IEEE Trans on Systems Man & Cybernetics—Part B, 2009, 39(2): 318-331.
- [16] Huang J Z, Ng M K, Rong H, et al. Automated variable weighting in k -means type clustering[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27(5): 657-668.

(责任编辑:孙艺红)