

基于 SCATS 及 GPS 信息的路段行程时间估计

杨兆升^{1,2}, 高学英², 孙 迪², 张茂雷²

(1. 吉林大学 汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130022; 2. 吉林大学 交通学院, 长春 130022)

摘 要: 由于 SCATS 控制系统的检测信息不提供速度信息, 很少用其估计城市道路的路段行程时间。鉴于 SCATS 应用的广泛性及其采集信息的丰富性, 提出了一种基于 SCATS 信息的路段行程时间估计方法。对基于 SCATS 信息估计结果进行误差分析, 并分析了浮动车样本量对 GPS 估计结果的影响, 明确了两种估计方法在不同条件下估计结果的特性。根据估计结果的准确性和稳定性对实验样本进行分类。在分类的基础上, 分析了以上两种估计结果的互补性, 并选择合适的融合方法对二者进行了融合处理, 融合前后的估计误差对比结果表明, 提出的基于 SCATS 估计方法有效, 经 SCATS 及 GPS 信息融合后的估计结果更可靠。

关键词: 交通运输系统工程; 路段平均行程时间; SCATS; 全球卫星定位系统; 信息融合

中图分类号: U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2011)Sup. 2-0137-07

Estimation of travel time based on SCATS /GPS data

YANG Zhao-sheng^{1,2}, GAO Xue-ying², SUN Di², ZHANG Mao-lei²

(1. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130022, China;
2. College of Transportation, Jilin University, Changchun 130022, China)

Abstract: To the traffic control system of SCATS, velocity information never be detected by loop detector in this system, and the SCATS data was rarely applied to estimate average link travel time. Based on the broad application of SCATS and abundant information provided by its loop detector, proposed an estimation method of average link travel time using SCATS data and did error analysis of the estimation results. The relationship between the estimated average link travel time based on GPS data and the simple size of floating car was analyzed, also. Understand the characteristics of the estimation results from the two methods and classified the experimental samples based on this characteristics. Analyzed and discussed two kinds of information on complementary, and selected appropriate fusion method to the above two data. Experimental results showed that the estimation method of link travel time based on SCATS data was effective, and the estimation results were more reliable after data fusion.

Key words: engineering of communications and transportation system; average link travel time; SCATS; global positioning system; data fusion

收稿日期: 2010-05-10.

基金项目: “863”国家高技术研究发展计划项目(2009AA11Z208).

作者简介: 杨兆升(1938-), 男, 教授, 博士生导师. 研究方向: 智能交通系统理论与技术. E-mail: yangzs@jlu.edu.cn

通信作者: 高学英(1983-), 男, 博士研究生. 研究方向: 智能运输系统. E-mail: gaoxy2000@yahoo.cn

路段行程时间是反映城市交通状况的重要指标,也是智能运输系统(Intelligent Transportation Systems, ITS)的基础参数。在动态交通分配中,行程时间是动态路阻的主要构成,很多情况下,用路段行程时间直接作为路段阻抗。另外,在交通流诱导系统中,诱导路径的选择也是由路网的动态路阻决定的^[1]。行程时间的估计方法很多,常用的方法有线圈估计法、GPS浮动车估计法、牌照法、手机定位法等^[2-8]。

对于GPS浮动车路段行程时间估计法,由于GPS有较高的精度,且国内外研究较为成熟,在一定情况下能准确估计路段行程时间。但目前国内绝大多数情况下GPS信息由出租车获取,限于不同城市装有GPS接收机的出租车数量有限,以及其时空分布的随机性特点,有时无法获取浮动车GPS信息或者获取的信息量极少,无法对路段行程时间进行准确可靠的估计。对于线圈估计法,当线圈提供速度等信息时,可结合其他信息可对路段行程时间进行连续估计,估计结果较为准确。实际中,广泛应用的SCATS系统本身无速度需求,其检测线圈不提供速度信息。作者针对SCATS检测线圈的特点,利用速度与密度的回归关系对路段行程时间进行估计,并分析了估计结果的特点以及GPS浮动车法的优劣,寻找适合的方法对两种方法估计结果进行融合,以期获得更为准确、稳定的路段行程时间估计结果。

1 基于SCATS信息的行程时间估计

本文所涉及的路段行程时间 T 是指有信号控制的城市道路5 min路段平均行程时间,其构成主要由以下3部分:一是路段平均行驶时间,如图1所示,车辆在不受信号情况下,通过路段 L (AB段)的时间,记为 T_r ;二是交叉口延误,其构成比较复杂,主要是由信号控制及车辆间相互影响等造成,由于后者相对小得多,因此,这里主要考虑信号控制延误,记为 d ;三是车辆下游交叉口的平均通过时间,如图1中通过BC段的时间,记为 T_p ^[9]。

1.1 路段平均行驶时间估计

SCATS线圈不提供速度信息,无法直接估计路段平均行驶时间。但据资料分析速度和密度之间存在很强的相关关系^[10],总体上,车辆的行驶速度随着道路密度 K 的增加而降低,可通过分

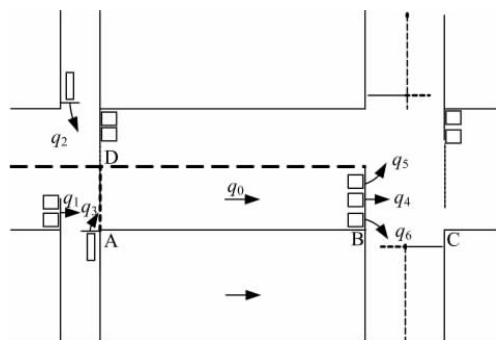


图1 城市道路路段

Fig. 1 Urban road section

析路段平均行驶速度 v 与路段密度的关系,来估计 v ,进而估计路段平均行驶时间 T_r 。

1.1.1 路段密度的估计

SCATS线圈可获取短时流量信息,一般为5 min,恰为分析时段内通过的车辆数 Q_i ,结合图1的分析,可按式估计车辆在分析时段内路段上的车辆数:

$$Q_i = q_{0i-1} + q_{1i} + q_{2i} + q_{3i} - q_{4i} - q_{5i} - q_{6i} \quad (1)$$

式中: q_{0i-1} 为分析时段 $i-1$ 内路段上车辆数; q_{1i} 、 q_{2i} 、 q_{3i} 分别代表分析时段 i 内,路段上游交叉口直行、左转和右转方向驶入路段的车辆数,如图1所示; q_{4i} 、 q_{5i} 、 q_{6i} 分别代表分析时段 i 内,路段下游交叉口直行、左转和右转方向驶出路段的车辆数。

Q_i 为分析时段 i 结束时,估计的路段上的车辆数,由于分析时段很短(5 min),考虑到交通状态变化的连续性,且又是以5 min为一个分析点,因此,认为在一个分析时段内,路段的密度为一定值,因此将分析时段 i 结束时检测的 Q_i 除以路段长度 L (AB段)即为分析时段 i 的密度 K_i 。由于路段长度不同,路段行程时间也有所差别,因此不同路段行程时间与密度 K 的关系不能统一,为了将各路段统一分析,这里采用密度 K 与速度 v 的关系,来估计速度,进而估计路段行程时间。需注意的是不同等级道路的 $v-K$ 关系有差别,同时分析的道路等级应相同。

1.1.2 实验介绍

本文利用VISSIM4.20模拟软件,尽量真实模拟实际道路交通条件,获取实验数据,对其进行回归分析,得到 $v-K$ 关系。如图2所示,总实验时间为36 000 s,其中实验交通流构成为95%小型车辆(小汽车)和5%大型车辆(大型客车和大型货车)。小型车的期望车速是50 km/h,大型车的

期望车速是 30 km/h。试验中,模拟了各种常规交通状态,包括交通状况良好的畅通状态,状况一般的非拥堵状态,轻微拥挤状态和出现一次和多次排队的严重拥堵状况。实验以路段 1 东向直行路段以及路段 2 的西向直行路段为数据采集路段。另外,实验采用的是定周期信号控制,虽与 SCATS 变周期控制有所差别,但 v - K 关系与周期无关,故做以上简化处理。

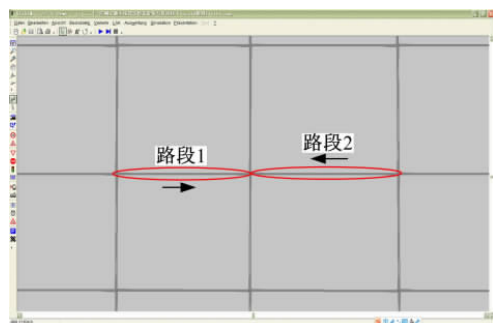


图 2 实验路网

Fig. 2 Experimental road network

1.1.3 v - K 关系

实验共获得 238 个 5 min 的路段行程时间和各检测器 5 min 检测通过车辆数,根据式(1)得到 K_i 。

模拟得到的是路段的行程时间,其中包含 d 及 T_p 两部分,因此必须将这两部分从 T 中去除,以得到 T_r ,再由 L 与 T_r 的比得到 v ,如下式。

$$v = \frac{L}{T - d - T_p} \quad (2)$$

由此共得到 238 个 v - K 点对,如图 3 所示。

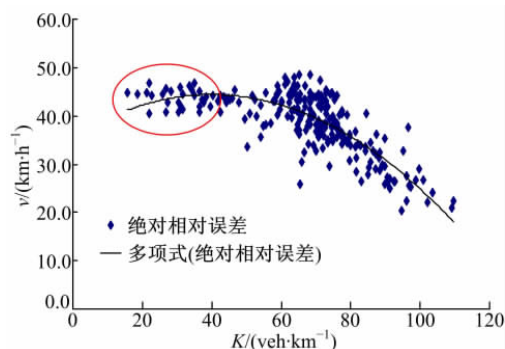
图 3 v - K 关系

Fig. 3 Relationship between velocity and density

经过回归分析得到 v 与 K 较为合理的回归关系如下式:

$$v = -0.0054K^2 + 0.4345K + 35.718 \quad (3)$$

v 与 K 的相关系数为 0.66,可见,二者有较强的相关关系。但分析上图 3,发现该回归关系不

尽合理,在 $K=40.2$ 之前, v 随着 K 的减小而减小,这不符合实际情况,因此,需对 $K=40.2$ 前后部分实验点从新分析,经多次拟合对比发现,当 $K \leq 46$ (取整), v 与 (K/K_m) 具有较大的相关关系, K_m 为最佳密度,如图 4 所示,

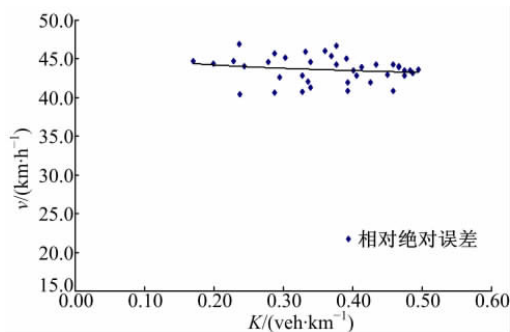
图 4 小密度下的 v - K 关系

Fig. 4 Relationship between velocity and density in low-density

由此得到当路段密度 $K \leq 46$ (取整)时的回归关系如下式:

$$v = -1.064 \ln(K/K_m) + 42.514 \quad (4)$$

式(3)计算结果应大于零,若小于零,用零替代;若式(4)计算的结果大于路段限行车速,则用限行车速代替。由此得到 v - K 的关系如下:

$$v = \begin{cases} -1.108 \ln(K/K_m) + 42.459 & K \leq 46, \\ -0.0054K^2 + 0.4345K + 35.718 & K \geq 47. \end{cases} \quad (5)$$

利用式(5)即可根据 SCATS 检测数据估计路段行驶时间。

1.2 信号控制延误计算

交叉口信号延误部分的计算,采用 HCM2000 方法^[11]计算,公式如下:

$$d_0 = d_1(PF) + d_2 + d_3 \quad (6)$$

式中: d_0 为每辆车的控制延误,s/veh; PF 为均匀延误信号联动修正系数, d_1 为均匀控制延误,s/veh; d_2 为增量延误,s/veh; d_3 为初始排队延误,s/veh。

式(6)是按相位计算平均延误的,由于路段行程时间是以 5 min 为分析时段,故需将周期平均延误转化成分析时段延误^[11],转化式如下:

$$d = \frac{\bar{d}_1 \cdot Q_1 + \bar{d}_2 \cdot Q_2 + \dots + \bar{d}_n \cdot Q_n}{Q_1 + Q_2 + \dots + Q_n} \quad (7)$$

式中: \bar{d}_n 为分析时段 T 内第 n 个信号周期内分析车道组的平均延误; Q_n 为分析时段 T 内第 n 个信号周期内通过该车道组的车辆数

由此便产生了一个问题,由于 SCATS 为变周期控制,分析时段可能包含非整数绿灯相位,如图 5 所示的 t_1 部分。

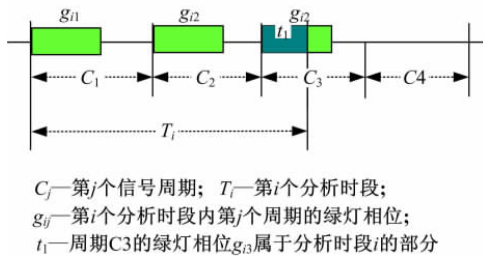


图 5 研究时段与信号周期关系

Fig. 5 Relationships between period of study and cycle

为解决该问题,认为绿灯相位内车辆的驶离率为平均分布,由此便可计算分析时段 T 的交叉口平均延误,公式如下:

$$d = \frac{\bar{d}_1 \cdot Q_1 + \bar{d}_2 \cdot Q_2 + \bar{d}_3 \cdot Q_3 \cdot \frac{t_1}{g_{i3}}}{Q_1 + Q_2 + Q_3 \cdot \frac{t_1}{g_{i3}}} \quad (8)$$

延误的计算涉及到停车线处的车辆到达率,可基于罗伯逊方法^[12]进行计算,罗伯逊方法是基于上下游交叉口周期相同或是固定倍数关系的前提估计的,由于 SCATS 变周期控制系的特性,这里对罗伯逊方法进行一定的处理,关系式如下:

$$q_a(j) = Fq_0(j-t) + (1-F)q_a(j-1) \quad (9)$$

式中: $q_a(j)$ 为第 j 个绿灯相位路段下游停车线预计的车辆到达率; $q_0(j-t)$ 为第 $j-t$ 时间内最近的周期内上游交叉口路段入口截面的车辆通过率,如图 1 所示的 AD 截面; t 为上述两个断面之间,车辆的平均行驶时间的 0.8 倍,代表车队中速度最快的一辆车从上游停车线到下游观测断面的行驶时间; F 为车流离散系数, $F = 1/(1 + 0.35t)$ 。

对于 t 的计算,由于第 j 个绿灯相位开始时,首车处于第 $j-1$ 个绿灯相位所在的分析时段的密度影响下,因此此时首车的车速采用该密度影响下的路段行驶速度。

1.3 下游交叉口平均通过时间估计

为了尽快驶离交叉口,绿灯起亮后,车辆会尽量加速通过交叉口,此时车队的行驶速度可用修正后的下游检测平均速度代替,另外,当绿灯起亮前,若停车线后有停驶车辆,则前几辆停驶车辆(一般为 4 veh)在通过停车线时会有启动延误,而且头车还有 0.8~1.2 s 左右的启动反映时间。在城市道路中,绿灯起亮前排队等待现象出现在

每天绝大多数时间内,因此计算 T_p 时,加入一个车辆启动延误补偿 d_p ^[13],其经验值一般为 2 s,在流量很少的午夜该值可设为零。由此,交叉口平均通过时间表示如下:

$$T_p = l/v_p + d_p \quad (10)$$

式中: v_p 为车辆通过停车线的平均速度,其值近似等于路段平均行驶速度。

2 估计结果误差分析

2.1 SCATS 估计结果分析

上文实验得到的 238 个 SCATS 模拟行程时间估计结果平均绝对相对误差(MARE)如图 6 所示。

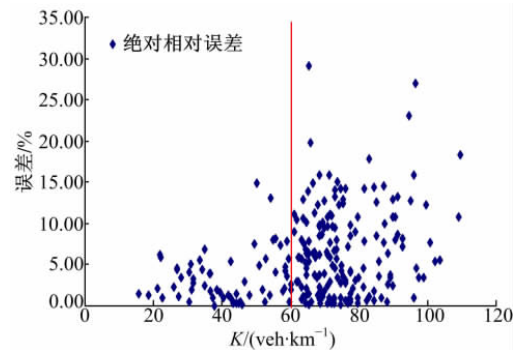


图 6 SCATS 估计误差

Fig. 6 Estimation error based on SCATS data

由图 6 的分析可得到以下两点结论:①在分析时段内密度较小(≤ 60 veh)时,估计的稳定性很高,估计误差基本保持在 10% 以下,这说明当路段上交通比较畅通的情况下,车辆间的相互影响较小, v 与 K 有很好的相关性;②当分析时段内密度较大(> 60 veh)时,几乎所有估计误差超过 15% 的点都在该范围内,但绝大多数的估计误差都在 15% 以下,只有很少量的估计误差超过 15%,这一方面说明了估计方法有效,另一方面说明较之在 K 较小的情况,本文提出的方法的精度和稳定性有所下降,究其原因,这主要是由于当 K 较大时,车辆间的相互影响增大, K 与 v 的相关性降低所致。

2.2 GPS 估计结果分析

据资料分析,基于 GPS 浮动车信息估计路段行程时间的结果与浮动车的样本量有关。总体上,车辆的路段行程时间的准确性和稳定性随着浮动车样本量的增加而提高^[3,8]。在分析时段内,通过路段的每辆车的路段行程时间均能获得,若忽略 GPS 及 GIS 的误差,它们的平均值与路段

真实行程时间可认为完全相同,而当获得的 GPS 浮动车样本量为零或很小时,由于 GPS、GIS 及车辆个体差异,精度难以保证,可能造成很大的误差。在上述仿真路网中,同时对 GPS 浮动车进行了实验,分析了浮动车样本量对估计结果的影响。实际中 GPS 浮动车样本来自出租车,出租车性能在限制车速的城市道路中与一般小汽车差别不大,因此,在仿真路网中,使用的 GPS 浮动车车型与普通小汽车型一致。另外,为了尽量真实模拟 GPS 浮动车的估计结果,GPS 估计结果中加入一定程度的误差扰动(模拟 GPS 及 GIS 误差)。实验共得到 491 个 GPS 浮动车样本数据。图 7 和图 8 分别为按照浮动车的绝对样本量和样本量比例不同而获得的估计结果误差散点图。

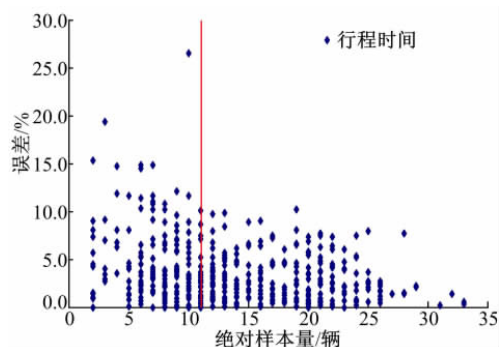


图 7 不同样本量下 GPS 估计误差

Fig. 7 Estimation error based on simple size of floating car

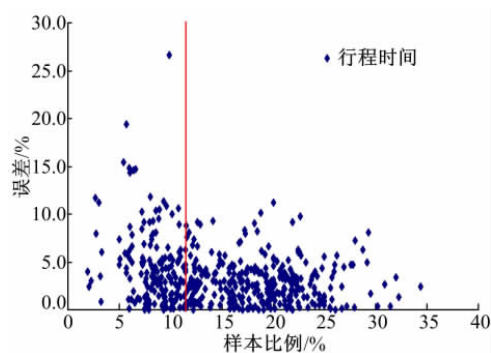


图 8 不同样本比例下 GPS 估计误差

Fig. 8 Estimation error based on sample proportion of floating car

由图 7 的分析可知,基于 GPS 浮动车信息估计的行程时间的准确性和稳定性随着浮动车的绝对样本量的增加而提高,当绝对样本量达到一定值(11 veh)时,估计结果的准确性和稳定性都达到了一个较理想的稳定状态,绝对样本量继续增大,估计的准确性和稳定性提高不大。由图 8 的

分析可知,基于 GPS 浮动车估计的行程时间的准确性和稳定性总体上随着浮动车样本比例的增加而增大,当浮动车样本比例达到一定值(12%)时,估计结果的准确性和稳定性都达到了一个比较理想的稳定状态,样本比例继续增加,稳定性和准确性提高不明显。

3 融合特性分析

基于以上对 SCATS 和 GPS 信息实验结果的分析,得到以下 3 点结论:

(1)本文提出的基于 SCATS 信息的路段行程时间估计方法有效,尤其是在分析时段内, K 小于一定值时,其估计结果准确性和稳定性较高;

(2)基于 GPS 数据估计的路段行程时间的准确性和稳定性与浮动车的绝对样本量和样本比例有关,当绝对样本量和样本比例达一定值时,估计结果的准确性和稳定性能达到一个较为理想的程度;

(3)两种方法单独使用均存在一定的局限性,分析时段内路段 K 较大时,由于车辆间的相互影响较大,基于 SCATS 的行程时间估计结果误差和稳定性都有所下降。当 GPS 样本量和样本比例都较低时,GPS 浮动车信息估计结果的准确性和稳定性也有较为明显的下降。两者存在较好的互补性,可在一定条件下进行融合。

根据 SCATS 估计结果的分析将实验样本分为两类,第一类为 K 较小的情况(记为 $G1$),第二类为 K 较大的情况(记为 $G2$)。根据 GPS 浮动车信息估计结果与浮动车样本量的关系分为两类,第一类为 GPS 绝对样本量较大(记为 $F1$)的情况,第二类为 GPS 样本量较小的情况,第二类又可分为浮动车样本比例较大(记为 $FP1$)和浮动车样本比例较小(记为 $FP2$)两种情况。由此,可将 SCATS 和 GPS 估计结果样本按以下六种情况进行融合,简写如下:①($G1, F1$);②($G2, F1$);③($G1, FP1$);④($G2, FP2$);⑤($G1, FP2$);⑥($G2, FP1$)。

情况⑥出现的概率极小,实验中也得到了验证,其实验样本量微乎其微,且其样本量性质与情况②较为相近,因此将情况⑥归入情况②进行讨论,因此,本文将对前五种情况进行融合分析。实验中共得到以上 5 种情况的样本量依次为:60、232、49、103 和 47 个。

4 融合方法选择

4.1 基于最优估计的加权平均融合方法

基于最优估计的加权平均融合方法的权值确定如下式^[14]：

$$\omega_k = \frac{1}{\sigma_k^2} / \sum_{k=1}^n \frac{1}{\sigma_k^2} \quad (11)$$

本文中只有 SCATS 信息估计结果和 GPS 信息估计两个“传感器”，因此 $k=1, 2$ ，这里 $k=1$ 代表 SCATS 信息估计， $k=2$ 代表 GPS 信息估计。对每个实验样本利用最优权值确定法，均可得到一组权值，由于估计实验样本的个体差异，每组样本的权值存在差异，需将每组权值在其隶属种情况进行平均处理，以情况①为例，具体操作如下。

对 60 组样本分别用式(11)确定权值，共得到 60 组权值，分别记为 ω_{1e} 和 ω_{2e} ， $e=1, 2, \cdots, 60$ ，将

获得的 60 组权值进行平均处理，如下式所示：

$$\omega_1 = \sum_{e=1}^n \omega_{1e} / n \quad (12)$$

$$\omega_2 = \sum_{e=1}^n \omega_{2e} / n \quad (13)$$

由此，以上五种情况分别得到了一组融合权值，据此采用加权平均法对实验样本进行融合。

4.2 基于 BP 神经网络融合法

一般的，三层神经网络可以实现任意复杂的非线性映射问题^[14]，鉴于本文研究的特点，采用三层神经网络进行融合，以 SCATS 估计结果和 GPS 估计结果作为输入，对以上 5 种类型，进行分类融合。

5 融合结果分析

融合前后结果的对比见表 1 和表 2。

从融合前后的误差分析来看，两融合方法都

表 1 分组融合结果对比

Table 1 Comparative analysis of results in packet fusion

SCATS 分组估计误差/%			GPS 分组估计误差/%			最优估计分组估计误差/%			
编号	MARE	MAXARE	方差	MARE	MAXARE	方差	MARE	MAXARE	方差
1	3.6	14.9	66.9	3.1	10.6	34.3	2.8	7.3	28.3
2	6.5	29.1	253	2.9	11.3	43.6	3.7	16.1	67.5
3	3.4	13.0	58	5.9	19.4	112.1	3.6	11.3	47.6
4	6.8	27.0	312.4	4.0	26.6	159	4.3	14.8	114.1
5	2.9	7.6	25.2	4.6	13.8	63.7	3.0	7.4	26.3

BP 神经网络分组训练/%			BP 神经网络分组验证误差/%			BP 神经网络分组平均差/%			
编号	MARE	MAXARE	方差	MARE	MAXARE	方差	MARE	MAXARE	方差
1	2.8	8.1	12	1.9	5.6	6	2.6	8.1	10.8
2	2.5	8.2	9	2.4	10.5	8	2.4	10.5	9
3	3.3	13.7	20	3.3	8.7	16	3.3	13.7	18.4
4	3.2	13.3	17	4.0	11.4	24	3.4	13.3	19.2
5	2.0	6.3	7	4.0	7.2	19	2.7	7.4	11.3

表 2 总样本融合前后结果对比

Table 2 Comparative analysis of results in complete sample

	MARE/%	MAXARE/%	方差
SCATS	5.80	29.10	201.5
GPS	3.60	26.60	75.4
最优估计	3.60	16.10	66.6
BP 网络	2.80	13.70	12.5

不同程度地提高了估计结果的准确性和稳定性。对表 1 分析可知，基于最优估计的加权平均融合法，在情况①中表现得较好，估计的准确性和稳定

性都有明显的提高，而在其他情况下，准确性提高不明显，但估计结果的方差有较为明显的降低，说明估计的稳定性有所提高。而经 BP 神经网络法融合的结果，无论是其网路训练的结果还是网路的验证结果表现出来的行程时间估计结果的准确性和稳定性都有明显的提高，尤其是估计的方差有大幅度的下降。从表 2 的全样本融合前后的结果对比，可发现以上基于最优估计的加权平均融合方法估计精度虽没有明显提高，但从方差的对比可看出，其在一定程度上提高了估计结果的稳

定性。而基于样本分类基础上的 BP 神经网络融合方法,无论从融合结果的精度还是稳定性上都有明显的提高。

综合以上分析,建议在通过 SCATS 及 GPS 信息估计路段行程时间和对估计结果按密度及样本特性分类的基础上,采用三层 BP 神经网络方法进行融合,以使估计结果更精确,更可靠。

6 结束语

针对 SCATS 检测信息的特点,设计了一种基于 SCATS 检测信息的路段行程时间估计方法,实验结果表明提出的方法能较为准确地估计路段行程时间。同时,分析了车流密度对基于 SCATS 信息估计结果的影响,以及浮动车样本对基于 GPS 信息估计的路段行程时间的影响。在特定条件下,利用两种估计方法的互补性,对二者进行融合处理,融合结果提高了估计的准确性和可靠性。

参考文献:

- [1] 杨兆升. 关于智能运输系统的关键理论-综合路段行程时间预测的研究[J]. 交通运输工程学报, 2001, 1(1): 65-67.
Yang Zhao-sheng. Study on the synthetic link travel time prediction model of key theory of ITS[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2001, 1(1): 65-67.
- [2] Rice J, Van Zwet E. A simple and effective method for predicting travel times on freeways[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(3): 200-207.
- [3] Kerner B, Demir C, Herrtwich R, et al. Traffic state detection with floating car data in road networks[C] //Proceedings of IEEE Conference on ITS. Vienna, Austria, 2005: 700-705.
- [4] Dailey D J. A statistical algorithm for estimating speed from single loop volume and occupancy measurements [J]. Transportation Research Part B, 1999, 33(5): 313-322.
- [5] Wang Yin-hai, Nihan N L. Can single-loop detectors do the work of dual-loop detectors? [J]. Journal of Transportation Engineering, 2003, 129(2): 169-176.
- [6] 邹亮, 徐建闽, 朱玲湘, 等. 基于浮动车移动检测与感应线圈融合技术的行程时间估计模型[J]. 公路交通科技, 2007, 24(6): 114-117.
Zou Liang, Xu Jian-min, Zhu Ling-xiang, et al. Estimation model of travel time based on fusion technique from probe vehicle and crossing data[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2007, 24(6): 114-117.
- [7] 杨立娟. 基于浮动车的城市道路行程时间采集与预测方法研究[D]. 长春: 吉林大学交通学院, 2007.
Yang Li-juan. Study on the methods of travel time collection and estimation for urban road way based on FC[D]. Changchun: College of Transportation, Jilin University, 2007.
- [8] 张和生, 张毅, 胡东成. 路段平均行程时间估计方法[J]. 交通运输工程学报, 2008, 8(1): 89-96.
Zhang He-sheng Zhang Yi Hu Dong-cheng. Estimation method of average travel time for road sections [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2008, 8(1): 89-96.
- [9] Ido Juran, Joseph N Prashker, et al. A dynamic traffic assignment model for the assessment of moving bottlenecks[J]. Transportation Research Part C, 2009, 17: 240-258.
- [10] Transportation Research Board. Highway Capacity Manual 2000[M]. Washington: National Research Council, 2000.
- [11] 全永燊. 城市交通控制[M]. 北京: 人民交通出版社, 1989.
- [12] 杨晓光, 庄斌, 李克平. 信号交叉口饱和流率和启动延误的影响分析[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2006, 34(6): 738-743.
Yang Xiao-guang, Zhuang Bin, Li Ke-ping. Analysis of saturation flow rate and delay at signalized intersection[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2006, 34(6): 738-743.
- [13] 王炯琦, 周海银, 吴翊. 基于最优估计的数据融合理论[J]. 应用数学, 2007, 20(2): 392-399.
Wang Jiong-qi, Zhou Hai-yin, Wu Yi. The theory of data fusion based on state optimal estimation[J]. Mathematica Applicata, 2007, 20(2): 392-399.
- [14] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.