

文章编号: 1002-0268 (2007) 06-0114-04

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

邹亮¹, 徐建闽², 朱玲湘³, 温惠英²

(1. 深圳大学 土木工程学院, 广东 深圳 518060; 2. 华南理工大学 交通学院, 广东 广州 510640;

3. 华南农业大学 理学院, 广东 广州 510642)

摘要: 综合考虑到浮动车检测技术与感应线圈检测技术的优缺点, 为了提高道路行程时间估计的精度及完备性, 提出基于浮动车与感应线圈的融合检测技术的行程时间估计模型。该模型利用神经网络技术对两种检测技术同一路段的检测数据进行融合, 从而达到提高道路行程时间估计精度和完备性的目的。最后, 以广州市 7 000 多辆装有 GPS 装置的出租车所提供的浮动车数据、100 多个安装在广州市各主要道路上的感应线圈检测器提供的感应线圈数据以及广州市交通电子地图为基础, 在 10 条道路上分别随机选取的 500 个两种检测数据对提出的模型进行了验证, 试验结果表明, 此模型在道路行程时间估计的精度方面较浮动车移动检测技术与感应线圈技术有较大提高。

关键词: 交通工程; 数据融合技术; 神经网络; 行程时间; 浮动车

中图分类号: U491

文献标识码: A

Estimation Model of Travel Time Based on Fusion Technique from Probe Vehicle and Crossing Data

ZOU Liang¹, XU Jian-min², ZHU Ling-xiang³, WEN Hui-ying²

(1. School of Civil Engineering, Shenzhen University, Guangdong Shenzhen 518060, China;

2. School of Transportation, South China University of Technology, Guangdong Guangzhou 510640, China;

3. School of Science, South China Agricultural University, Guangdong Guangzhou 510642, China)

Abstract: Considering the advantages and disadvantages of both probe vehicle and loop techniques, to improve the accuracy and completeness of estimating travel time, a new estimation model of travel time is described based on fusion technique performing travel time studies using probe vehicle and loop detectors. This model uses neural network to fuse the same road detecting data of two detecting techniques to improve the accuracy and completeness of estimating travel time. Finally, the test of the model is verified using random 500 data in 10 roads based on probe vehicle data from 7 000 taxis equipped with GPS receivers, 100 fixed detectors fixed in main roads in Guangzhou and electronic map of Guangzhou City. The results indicate that the model is more efficient than probe vehicle and loop technique on estimating travel time.

Key words: traffic engineering; data fusion technique; neural network; travel time; probe vehicle

近年来,随着我国大中城市路网的逐步成熟和道路交通需求量的进一步增加,城市常发性交通拥挤越来越严重。交通高峰期的持续时间不断延长,高峰期出现交通拥挤的路段不断增加,严重影响了道路交通

的安全性和运行效率。实际上,路网并不是在全部时间和空间上都是满负荷运转的,若能够及时获得路网上的动态交通信息、准确地掌握以及预测路网的交通状态,并以此进行出行诱导,充分利用交通系统的时空

收稿日期: 2006-01-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50578064), 华南农业大学校长基金资助项目 (2006K017), 深圳大学科研启动基金资助项目 (自然科学类 200721)

作者简介: 邹亮 (1979 -), 男, 广西桂林人, 博士, 从事 ITS 相关技术研究。(muscle1979@126.com)

资源,则可在不增加道路设施的情况下,通过提高道路的使用效率和安全性来满足不断增长的运输需求。

移动实时交通信息检测技术是智能交通系统中的典型检测技术之一,它综合了定位、通信、数据存储和地理信息系统 GIS 等先进技术,利用装有定位和通信设备的车辆在道路上行驶实时采集交通数据,实现对交通信息的提取和利用,达到避免交通拥挤改善行车效率的目的。我国 10 个示范城市建设了智能交通系统(北京、上海等),珠三角地区主要城市(广州、深圳、中山、佛山和东莞等)都建立了 ITS 信息平台并给部分车辆配备了 GPS 车载装置,其中广州已有 7 000 多辆出租车安装了 GPS 车载终端。

已经有许多学者利用 GPS 定位装置来研究如何获取道路行程时间^[1~6]。移动检测技术是指基于 GPS 的浮动车检测技术,属于“线”检测,可以提供连续的、路段的甚至整个路网的交通信息,但受到浮动车随意停车以及 GPS 定位精度等多方面的影响,检测精度一直不能够达到所要求,而且只能提供路段平均车速和行程时间等交通信息。固定检测技术主要包括磁频、波频、视频等检测技术,属“点”检测(如广州市建立了 SCATS 系统,已在 100 多个路口安装了地感线圈和视频检测器),可以提供精度较高的交通量、路口车速和占有率等基本交通信息,但其只能检测路口交通信息,难以检测路段交通信息,完备性不足。综合两种检测技术的优缺点,本项目提出移动与固定检测技术相融合的思路,研究以移动和固定两种检测技术为基础的动态交通流参数融合模型,以提高检测的精度和完备性^[7~11]。

整个融合技术由浮动车检测技术、感应线圈和数据融合模块 3 部分组成。其中前两个模块分别利用其自身数据来计算道路行程时间。浮动车检测技术模块通过利用装有 GPS 模块的出租车来计算道路 3 段的行程时间;感应线圈模块通过埋置在道路上的感应线圈以及交通信号参数来计算道路的行程时间。数据融合模块利用以前两个部分的结果作为输入的神经网络来提高行程时间估计的准确性。

1 浮动车模块

浮动车检测技术是基于 GPS 的动态交通数据采集技术。GPS 是一个能够实现全方位、实时定位与导航功能的卫星系统,已经在许多领域得到了成功的应用。在动态交通数据采集方面,基于 GPS 的动态交通数据采集技术可以采集车辆的瞬时速度、行程时间、行程速度等数据。具体方法是在车辆上配备 GPS

接收装置,以一定的采样间隔记录车辆的三维位置坐标和时间数据,这些数据传入计算机后与地理信息系统(GIS)的电子地图相结合,经过重叠分析计算出车辆的瞬时车速及其通过特定的路段的行程时间和速度指标。浮动车检测技术的精度主要受浮动车数量、车辆类型以及驾驶员的驾车习惯等因素的影响。由于目前广州市已有 7 000 多辆出租车安装了 GPS 模块,这完全可以满足采集动态交通参数的要求,因此本模型不考虑浮动车数量对浮动车检测数据精度的影响。由于本文利用出租车作为浮动车之特点,因此浮动车模块主要包括以下 2 个步骤:

(1) 由于将出租车作为浮动车,因此在采集的数据中存在大量的由乘客上下车而产生的奇异数据。所以步骤(1)为剔除由驾驶员随机停车而产生的奇异数据。

(2) 利用步骤(1)得到的准确数据,分别产生道路 3 部分的行程时间。下面主要介绍步骤(2)的具体过程。

浮动车上的 GPS 模块能够连续的接收 GPS 卫星发送的信号,并计算出浮动车这一时刻的经纬度和速度。通常是利用浮动车进入指定道路的第 1 个 GPS 点与最后一个 GPS 点来计算制定道路的行程时间。因此为了计算道路行程时间,必须利用 GPS 点的经纬度信息与电子地图相匹配从而确定 GPS 点所处的道路。然而由于每一个 GPS 点都存在一定的误差,如果只利用大量 GPS 点中的两个点来进行计算,将带来巨大的误差,因此为了屏蔽由 GPS 点而带来的误差以及提供更多的信息,本文提出利用属于指定路段的所有 GPS 点来计算路段 3 个部分的行程时间。因此道路 3 部分行程时间分别如下式:

$$\text{first-part travel time} = (L/3) \left\{ v_0 \left(\frac{t_1 - t_0}{2} \right) + \left[\sum_{k=1}^{mid1-1} v_k \left(\frac{t_{k+1} - t_{k-1}}{2} \right) \right] + v_{mid1} \left(\frac{t_{mid1} - t_{mid1-1}}{2} \right) \right\} / (t_{mid1} - t_0), \quad (1)$$

$$\text{second-part travel time} = (L/3) / \left\{ v_{mid1+1} \left(\frac{t_{mid1+1} - t_{mid1}}{2} \right) + \left[\sum_{k=mid1+1}^{mid2-1} v_k \left(\frac{t_{k+1} - t_{k-1}}{2} \right) \right] + v_{mid2} \left(\frac{t_{mid2} - t_{mid2-1}}{2} \right) \right\} / (t_{mid2} - t_{mid1}), \quad (2)$$

$$\text{third-part travel time} = (L/3) / \left\{ v_{mid2+1} \left(\frac{t_{mid2+1} - t_{mid2}}{2} \right) + \left[\sum_{k=mid2+1}^{p-1} v_k \left(\frac{t_{k+1} - t_{k-1}}{2} \right) \right] + v_p \left(\frac{t_p - t_{p-1}}{2} \right) \right\} / (t_p - t_{mid2}), \quad (3)$$

其中,序列 $t_0, \dots, t_p$ 和 $v_0, \dots, v_p$ 分别表示 1 辆浮动车在某一道路上的时间和速度; L 表示制定道路的长度; t_{mid1} 和 t_{mid2} 分别表示 $t_0, \dots, t_p$ 中属于道路第 1、2 部分中的点的最大值。图 1 给出了道路 3 部分的划分以及 $t_0, \dots, t_p$ 的分布情况。

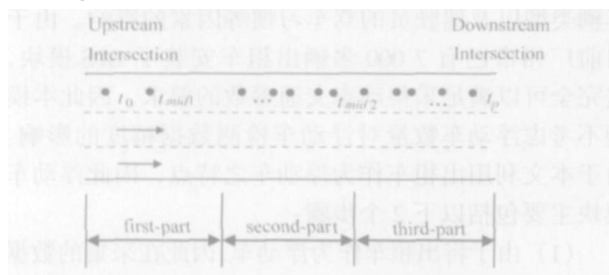


图 1 道路 3 部分的划分和 GPS 数据的分布

Fig. 1 Segmentation of link and GPS data distribution

2 感应线圈模块

本文采用的固定监测器是感应线圈,感应线圈检测技术是当前应用最为广泛的交通参数采集技术。当有机动车辆通过检测区域时,在电磁感应的作用下感应线圈内的电流会跳跃式上升。当该电流超过制定阈值时会出发记录仪,实现对车辆及通过时间的检测。感应线圈检测技术的检测精度较高,但是其只能检测道路中的点速度,因此模型中将道路行程时间 (travel time) 定义为:

$$\text{travel time} = \text{cruise time} + \text{signal delay}, \quad (4)$$

其中, $\text{cruise time} = \frac{L}{u}$ 表示车辆的行驶时间; L 表示道路的长度; u 表示由感应线圈获得的平均速度; signal delay 表示由于信号灯而带来的延误,定义为:

$$\text{signal delay} = 0.9 \phi \left[\frac{C(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda x)} + \frac{x^2}{2q(1-x)} \right], \quad (5)$$

式中, C 表示信号周期; g 表示绿灯时间; λ 表示绿信比; q 表示交通流量; ϕ 表示信号灯延误产生的概率,定义为

$$\phi = \begin{cases} \frac{(C-g)q-L_2}{(C-g)q} & \text{if } (C-g)q \geq b, \\ 0 & \text{if } (C-g)q < b. \end{cases} \quad (6)$$

3 数据融合模块

神经网络是模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统。神经网络在一定学习规则下,对提供的学习样本进行学习,从中获取特征信息,并存储(记忆)在相应的权值及参数上。学习后,对于新的输入数据,网络可通过已获取的权值及参数,计

算网络的输出。神经网络吸取了生物神经网络的许多优点,因而具有高度的非线性、容错性与自学习、自适应更新等功能。目前神经网络模型在各种定性、定量以及综合的等级评定中,应用广泛。

反向传播网络是一种多层前馈神经网络,其神经元的变换函数是 Sigmoid 型函数,即如下公式:

$$f = \frac{1}{1 + \exp[-x]}, x \in (-\infty, +\infty), f(x) \in (0, 1). \quad (7)$$

式 (7) 可以实现从输入到输出的任意非线性映射。由于权值的调整采用反向传播 (Back Propagation) 的学习算法,因此也常称其为 BP 网络。在确定了 BP 网络的结构后,利用输入输出样本集对其进行训练,也即对网络的权值和阈值进行学习和调整,以使网络实现给定的输入输出映射关系。

考虑到模型的需要,本文建立了具有 5 个输入,11 个隐层节点和 1 个输出的神经网络,网络结构图如图 2,其中 5 个输入分别为:(1) first-part travel time; (2) second-part travel time; (3) third-part travel time in; (4) signal delay in loop; (5) cruise time in loop。

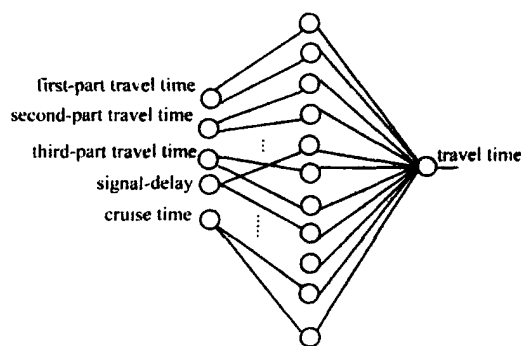


图 2 数据融合模型中的神经网络结构

Fig. 2 Structure of the neural network in data fusion model

4 试验与分析

本节通过对文中提出的基于浮动车与感应线圈的神经网络融合模型进行试验,从而验证算法的有效性。所有的算法都是用 C++ 编写的,且运行环境都是相同的,融合算法的步骤同在文中的描述完全一致。本文以广州市已有的 7 000 多辆装有 GPS 模块的出租车和 100 个埋置在主要道路上的感应线圈以及广州市的电子地图为基础,利用在 10 条道路上采集的 500 个数据,对文中提出的神经网络进行了试验,其中网络的自检验准确率为 97%。训练结果表明文中提出的基于浮动车与感应线圈的神经网络融合模型对于提高动态交通参数的精度是有效的,500 个数据的

均方误差为 1.23,这大大低于由浮动车和感应线圈所分别产生的误差。

5 结论

本文提出基于浮动车检测技术与由固定检测器获得的感应线圈融合技术。最后,利用广州市已有的 7 000 多辆装有 GPS 模块的出租车和 100 个埋置在主要道路上的感应线圈以及广州市的电子地图,对模型进行了试验,试验结果表明本中提出的多源交通参数融合模型是十分有效的。

参考文献:

- [1] ZITO R, D'ESTE G M, TAYLOR M A P. Global positioning systems in the time domain: how useful a tool for intelligent vehicle-highway systems [J]. *Transportation Research*, 1995, 29 (4): 193 - 209.
- [2] QUIROGA C A, BULLOCK D. Travel time studies with global positioning and geography information systems: an integrated methodology [J]. *Transportation Research*, 1998, 32 (5): 101 - 127.
- [3] BRACKSTONE M, FISHER G, MCDONALD M. The use of probe vehicles on motorways, some empirical observations [C]. //Proceeding of the World Congress on ITS. Sydney, Australia: 2001: 1 - 12.
- [4] COHEN S, BOSSEBOEUF J L, SCHWAB N. Probe vehicle sample sizes for travel time estimation on equipped motorways [C]. //Eleventh International Conference on Road Transport Information and Control. London, England: 2002: 172 - 176.
- [5] TANTIYANUGULCHAI S, BERTINI R L. Arterial performance measurement using transit buses as probe vehicles [C]. //Proceeding of Intelligent Transportation Systems. Shanghai, China: 2003: 102 - 107.
- [6] 邹亮, 徐建闽, 朱玲湘. A *算法改进及其在动态最短路径问题中的应用 [J]. *深圳大学学报 (理工版)*, 2007, 24 (1): 32 - 36.
- [7] 杨忠振, 贾鹏, 于滨. 基于 GIS 的城市道路交通管理信息及交通资源分析系统 [J]. *大连理工大学学报*, 2006, 46 (4): 520 - 525.
- [8] CHABINI I, YADAPPANAVAR V. Advances in discrete-time dynamic data representation with applications to intelligent transportation systems [R]. *Transportation Research Report* (00821019), American: National Research Council, 2001.
- [9] 秦进. 交通信息的有效性研究 [J]. *公路交通科技*, 2005, 22 (2): 104 - 107.
- [10] 张孜, 徐建闽. WebGIS 的 ITS 共用信息平台信息发布系统设计 [J]. *公路交通科技*, 2005, 22 (7): 105 - 109.
- [11] 高旭巍, 吴振宇. 采用 GPRS 技术的车载卫星定位系统 [J]. *公路交通科技*, 2005, 22 (8): 127 - 130.

(上接第 105 页)

4 总结

针对交通影响分析中将宏观分析与微观分析数据进行有效衔接的必要条件,本研究开发了一种分割交通小区的方法。该方法借助 Voronoi 图的势力圈特性,使得交通小区的中心点可以更确切的代表交通小区,进而提高交通网络分析精度。在分割对应的 OD 矩阵时,由于 MCI 模型比重力模型考虑更多的影响因素,因而推求得到的新 OD 矩阵更趋合理。最后,在算例中通过对比细分后的 OD 矩阵在道路网上的分配结果与实际观测的项目周边的路口交通流数据,发现两者的结果比较接近,表明本文开发方法的精度较好。

参考文献:

- [1] 陆化普. 交通影响评价的基本思想与方法 [J]. *城市规划*, 1996, 20 (4): 34 - 38.
- [2] 西村 昂. における交通 ア・ スメントの現状と課題 [J]. (日本) 交通科学, 2003, 34 (2): 6 - 11.
- [3] 杨忠振, 陆化普. 从供给质量及环境持续性的观点来微观分析购物中心布局研究 [J]. *公路交通科技*, 2001, 18 (1): 73 - 76.
- [4] 张涛, 杜树新, 吴铁军. 一种面向多相位的交叉口信号灯描述模型 [J]. *公路交通科技*, 2004, 21 (8): 87 - 90.
- [5] 杨忠振. 应用 GIS 的空间分析功能实现道路网与出行小区的动态连接 [J]. *中国公路学报*, 2002, 15 (4): 94 - 97.
- [6] OKABE. Nearest Neighborhood Operations with Generalized Voronoi diagrams: a review [J]. *INT. J. GIS*, 1994, 8 (1): 43 - 71.
- [7] KANG-TSUNG. 地理信息系统导论 [M]. 北京: 科学出版社, 2000: 251.
- [8] OSCAR GONAZALEZ-BENITO. Assessment of potential retail segmentation variables an approach based on a subjective MCI resource allocation model [J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2000 (7): 171 - 179.
- [9] MOSHE BEN-AKIVA. Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand [M]. New York: MIT Press, 1985: 101 - 103.
- [10] NAKANISHI M, COOPER L. Parameter estimation for a multiplicative competitive interaction model least squares approach [J]. *Journal of Marketing Research*, 1974 (11): 303 - 311.