

实时补缺方法对交通信息融合精度的影响

杨 扬, 姚恩建

(北京交通大学 交通运输学院, 北京 100044)

摘要: 针对各种检测方式中因检测设备失效或因错误数据的排除处理等导致的数据缺失情况, 本文提出了时间序列法、空间序列法和历史数据法等3种缺失数据实时补缺方法, 并以城市快速路的浮动车数据和微波数据的数据融合为例, 通过比较上述方法的补缺精度以及对数据融合精度的影响, 分析了不同补缺方法的适用性以及数据补缺处理中的使用优先级。结果表明, 基于时间序列和空间序列补缺方法的数据融合结果的平均相对误差均能控制在20%以内, 所提出的实时数据补缺方法具有良好的实用性。

关键词: 多源数据融合; 实时数据补缺; BP神经网络

中图分类号: U 495

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2013)04-0587-07

Impact of Real-time Data Filling Methods on Multi-source Data Fusion

YANG Yang, YAO En-jian

(School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: The authors proposed three kinds of real-time data filling methods including time series, spatial correlation and history database methods to complement the missing data, which resulted from detection equipment failure and error data-elimination process. The data filling results based on those methods were applied respectively to an urban expressway multi-source data fusion model, in which, floating car data and remote traffic microwave sensor (RTMS) data were used, and the impact on data-fusion accuracy and the application priority of those data filling methods were analyzed. Results show that the mean absolute percentage errors (MAPEs) of data fusion models based on time series and spatial correlation methods are both under 20%, and that the practicability of the proposed methods is verified.

Key words: multi-source data fusion; real-time data filling; BP neural network

1 研究背景

交通信息的实时性、完整性和准确性是制约智能交通系统有效性的重要因素。目前,在我国各大城市的主要道路上都安装有不同类型的固定检测器(包括视频检测器、微波检测器、地感线圈等),可提供所在道路断面的瞬时车速、时间占有率和交通量等交通基本参数。然而,固定检测器所检测到的数

据虽在时间上具有连续性,但其空间覆盖范围受设置地点的限制,不能全面反映整个路网的交通状态信息。近年来,浮动车技术得到快速发展。由于大多采用出租车为浮动车,尽管数据采集的覆盖范围不再限于固定路段,但存在数据稳定性、连续性较差,不能全面反映整个路网的交通状态信息等问题。为了解决单一数据存在的不足,提高不同检测数据的共享及利用效率,有必要利用数据融合技术进行

收稿日期: 2011-12-05.

基金项目: 国家“973”计划资助项目(2012C13725403).

作者简介: 杨 扬(1989—),男,博士研究生,主要从事交通运输规划和管理等方面的研究, E-mail: 10120958@bjtu.edu.cn.

多源交通数据的互相补充校验,实现对城市路网交通状态更加全面、准确而可靠的反映。

固定检测器存在着硬件故障、噪声干扰和通讯故障等问题,浮动车也由于自身行驶路线的不确定、GPS信号以及通信故障等问题,导致最终产生的交通信息存在错误或空缺^[1-2]。完整的数据是数据融合的前提条件,因此在进行数据融合前,有必要按照一种或多种方式对数据进行补缺。已有许多学者对交通数据的补缺进行了研究。如:姜桂艳等^[3]采用最大允许流量的方法来识别失真数据,并用自适应指数平滑方法对动态交通流量数据进行平滑处理以替代缺失或者失真的数据;Wen^[4]等采用基于灰度理论的方法对大量的采集数据进行事后的校正;Chen^[5]等采用阈值法对数据错误进行检测,并采用相邻探测器的线性模型对数据进行校正;但上述研究都是基于离线情况,即事后统计分析,对于只有缺失数据发生时间点之前的时序信息的实时补缺过程并不适合;韦达利^[6]等通过对相邻车道交通流量数据的相关性研究与分析,提出了一种基于最小二乘支持向量机的交通流量数据的实时校正模型,但对于路段上所有车道检测器出现故障以及部分车道采集交通信息的浮动车数据的实时补缺并不适合。

针对目前各种交通信息数据(微波数据、牌照数据、浮动车数据等)不完整、不准确、不一致的现状,作者提出多种实时数据补缺方法,通过分析对数据融合精度的影响,以期获得不同数据补缺方法的适用性以及补缺处理中采用的优先级。

2 数据

本研究所使用快速路交通检测数据主要包括微波数据、牌照数据和浮动车数据。其中:微波数据的检测周期为2 min,主要检测参数包括车辆数(已换算为标准车型)、检测器断面的瞬时速度和时间占有率。浮动车数据是通过安装有GPS和无线通信设备的出租车辆采集通过时间序列位置信息计算得到的基本路段的区间平均速度。牌照检测器数据主要是基于车辆通过相邻已知距离的2个检测断面的时刻,从而计算得到的车辆在某一检测区间内的区间旅行时间。

3 数据补缺方法

3.1 数据补缺方法的介绍

目前,固定检测数据和浮动车数据均存在不同程度的缺失数据和错误数据。以北京某段快速路的

监测数据为例,原始数据中微波数据的缺失率为2%,即在1 d里720个2 min时段中,有16个时间段数据缺失。而浮动车数据,缺失率达到了20%,即720个2 min时段中有144个时间段没有数据。在对原始数据进行了简单的预处理(主要是错误数据剔除)后,微波数据和浮动车数据的缺失率分别达到10%和35%。

本文针对检测器数据固有的缺失和剔除数据之后造成的数据缺失,考虑不同检测方式的数据特点,提出了以下补缺方法:

1) 时间序列法。利用缺失数据前3个2 min周期的数据,根据数据的时间特性,进行数据补缺。具体公式为

$$D_{i,j} = \frac{1}{2} \times D_{i-T,j} + \frac{1}{3} \times D_{i-2T,j} + \frac{1}{6} \times D_{i-3T,j} \quad (1)$$

式中: $D_{i,j}$ 为当前周期的数据; $D_{i-T,j}$ 为前一个周期的数据; $D_{i-2T,j}$ 为前2个周期的数据; $D_{i-3T,j}$ 为前3个周期的数据。

2) 空间序列法。利用上、下游检测器检测到的同时段数据,根据数据的空间特性补充数据。由于上、下游检测器数据存在缺失情况,因此利用空间序列法进行补缺分为3种形式。

上、下游都有检测数据的情况:

$$D_{i,j} = \frac{1}{2} \times (D_{i,j-L} + D_{i,j+L}) \quad (2)$$

只有上游有检测数据的情况:

$$D_{i,j} = D_{i,j-L} \quad (3)$$

只有下游有检测数据的情况:

$$D_{i,j} = D_{i,j+L} \quad (4)$$

式中: $D_{i,j-L}$ 为上游检测器的检测数据; $D_{i,j+L}$ 为下游检测器的检测数据。

3) 历史数据法。采用一定期间的同时段历史数据,进行数据补缺。公式为

$$D_{i,j} = D_{i,j}^H \quad (5)$$

其中 $D_{i,j}^H$ 为历史数据库中同检测器同一时段的检测数据。

3.2 数据补缺方法的选择

同一路段的交通参数具有明显的时间连续性,因此可以采用基于时间序列法以及同时段的历史数据进行补缺^[2]。同时,由于城市快速路具有全封闭、全立交的特点,交通流呈现出连续流的特征。因此本文在针对微波检测器缺失数据进行补缺时,除了考虑时间序列补缺外,还利用了空间序列进行补缺。为了确认空间序列法在微波检测器数据补缺中的可

行性,作者针对上、下游检测器数据进行了相关性分析.

$$\rho = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{D(x)} \sqrt{D(y)}} = \frac{E((x - E(x))(y - E(y)))}{\sqrt{D(x)} \sqrt{D(y)}} \quad (6)$$

式中: ρ 为协相关系数; x, y 分别为上下游的断面交通参数; $E(x), E(y)$ 分别为 x, y 的均值; $D(x), D(y)$ 分别为 x, y 的方差.

微波检测器的检测数据是断面数据,具有瞬时性的特点,波动性较大,因此在分析数据的空间相关性前对数据进行移动平均,降低数据波动性的干扰,使分析结果更能反应上下游检测数据的相关性.同时,由于交通流传递的滞后性,考虑不同时间间隔的数据组合,进行微波检测器交通检测参数的相关性

分析. 相关性分析结果详见表 1.

从表 1 的结果中不难发现: 相邻检测器之间流量、速度和占有率存在一定的空间相关性. 其中,流量的空间相关性最为明显,相关系数均大于 0.85; 占有率在空间上也存在一定的相关性,尤其是相邻断面间的相关系数,除 [1, 2] 断面外,均在 0.7 以上; 速度在相邻检测器间的空间相关系数,除 [3, 4] 断面外,均在 0.6 以上. 同时,对于流量、速度以及时间占有率,无时间差条件下的协相关系数的均值与 2 min、4 min 时间差时的值相比相差不大,因此在微波检测器数据补缺的过程中,可以采用同时段上下游检测器数据进行空间序列法补缺(见式(2)~(4)所示).

表 1 微波检测器交通检测参数的空间相关性分析结果

Table 1 Spatial correlation analysis of RTMS traffic detection parameters

相关断面	上下游流量相关性分析			上下游速度相关性分析			上下游占有率相关性分析		
	无时间差	2 min	4 min	无时间差	2 min	4 min	无时间差	2 min	4 min
[1, 2]	0.864	0.866	0.867	0.714	0.716	0.718	0.538	0.541	0.542
[1, 3]	0.879	0.880	0.881	0.118	0.118	0.118	0.349	0.350	0.351
[1, 4]	0.876	0.878	0.879	0.738	0.739	0.739	0.628	0.633	0.639
[1, 5]	0.953	0.954	0.954	0.842	0.845	0.848	0.754	0.758	0.762
[2, 3]	0.978	0.976	0.974	0.636	0.632	0.627	0.901	0.894	0.885
[2, 4]	0.975	0.974	0.973	0.541	0.539	0.536	0.728	0.723	0.717
[2, 5]	0.955	0.955	0.953	0.798	0.797	0.796	0.719	0.714	0.708
[3, 4]	0.988	0.988	0.989	0.277	0.273	0.268	0.748	0.745	0.742
[3, 5]	0.971	0.971	0.971	0.345	0.345	0.344	0.637	0.636	0.635
[4, 5]	0.974	0.974	0.973	0.835	0.837	0.838	0.928	0.928	0.927

注 [1, 2]表示检测器断面 1 和断面 2,断面 1 至断面 5 依次为上游至下游.

浮动车采集的交通状态信息数据是根据浮动车在其行驶过程中记录的车辆位置、方向和瞬时速度等信息,应用地图匹配、路径推测等处理,得到浮动车所经过道路的车辆行驶速度,最终得到路段旅行时间或路段平均速度. 由于浮动车在检测过程中具有流动性,得到的数据在空间上并没有连续性,缺失情况较为明显. 据统计,当数据缺失时,某条链路 1 d 的浮动车数据中,能用空间序列法进行补缺的链路所占比例为约 19%. 因此本文在浮动车数据的补缺过程中,不采用空间序列法进行补缺.

综上所述,微波检测器数据的补缺采用时间序列法、空间序列法和历史数据法等 3 种数据补缺方

法,而浮动车数据则只采用时间序列法和历史数据法等 2 种数据补缺方法.

4 数据融合模型的构建

作者以 BP 神经网络算法为基础,根据当前时段数据的缺失情况,建立相应的微波数据和浮动车数据的数据融合模型. 模型输入参数包括微波数据中的流量、速度和占有率以及浮动车数据中路段的平均速度,输出参数为路段的平均速度 \bar{V}_k^f . 神经网络结构为 4 层: 输入层(4 个输入节点)、隐层 1(3 个节点)、隐层 2(3 个节点)、输出层(1 个输出节点). 其具体形式如图 1 所示.

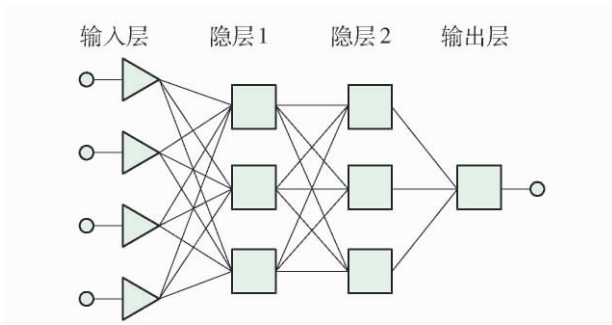


图1 神经网络结构

Fig.1 Structure diagram of BP neural network

在输入层和隐层1以及隐层1和隐层2之间选用传递函数 tan-sigmoid 型函数,而隐层2与输出层之间选用纯线性的 purelin 函数^[7]. 选用以 Levenberg-Marquardt 法为核心的 trainlm 函数作为训练函数. 训练结束条件为最大训练次数 1 000 次和训练要求迭代精度 10^{-3} .

融合结果的评价采用最小误差平方和 (least square error method, 简称 LSE) 和平均相对误差 (mean absolute percentage errors, 简称 MAPE) 分别对模型的有效性和精度进行评价. 其中,如果融合后的路段平均速度 (\bar{V}_k^f) 与真实速度 (\bar{V}_k^A) 之间的 LSE 小于任意单源数据中的路段平均速度与真实速度之间的 LSE,说明数据融合模型是有效的.

$$L = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n (\bar{V}_k - \bar{V}_k^A)^2 / n}}{\sum_{k=1}^n (\bar{V}_k^A)^2 / n} \quad (7)$$

$$\bar{\delta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|\bar{V}_k - \bar{V}_k^A|}{\bar{V}_k^A} \quad (8)$$

式中: L 表示速度的最小误差平方和; k 表示时段, $k=1, 2, \dots$; \bar{V}_k 为表示第 k 时段的路段平均旅行速度,可通过固定检测器、浮动车以及数据融合得到;

表2 实验数据组成表

Table 2 Composition of experimental data

实验编号	实验数据组成状态				数据缺失情况
	浮动车检测的速度	微波检测的流量	微波检测的速度	微波检测的占有率	
1	当前时刻	当前时刻	当前时刻	当前时刻	数据完整
2	当前时刻	时间序列法补缺	时间序列法补缺	时间序列法补缺	微波数据缺失
3	当前时刻	空间序列法补缺	空间序列法补缺	空间序列法补缺	微波数据缺失
4	当前时刻	历史数据法补缺	历史数据法补缺	历史数据法补缺	微波数据缺失
5	时间序列法补缺	当前时刻	当前时刻	当前时刻	浮动车数据缺失
6	历史数据法补缺	当前时刻	当前时刻	当前时刻	浮动车数据缺失

\bar{V}_k^A 为路段平均速度的真实值,本文中采用牌照检测器所获得的路段平均速度为真实速度; $\bar{\delta}$ 为路段平均速度的平均相对误差.

5 不同补缺方法对于数据融合结果的影响分析

为了分析不同的数据补缺方法对数据融合精度的影响,本文选取 2007 年 9 月 8 日—2007 年 9 月 14 日北京某条城市快速路上的交通数据作为实验数据. 融合模型是以微波检测器数据和浮动车数据作为输入数据. 由于牌照检测器实时识别 2 个牌号的准确率高达 95%^[8],数据准确率较高,因此选用牌照检测器数据所获得的道路区间平均速度作为融合结果的检验数据. 在对数据进行简单的错误判别等预处理之后,利用不同的补缺方式分别对缺失数据进行补缺,并分别利用神经网络模型进行数据融合实验. 经过预处理后线圈检测器数据和浮动车数据各 18 396 条,其中 13 797 条作为训练样本,4 600 条作为检验样本.

实验数据具体组成如表 2 所示. 根据对原始数据的统计,上、下游都有检测器数据占 90%,而只有上游链路或只有下游链路有检测数据的情况所占比例均为 5%. 因此实验 3 中微波数据 90% 是由公式 (2) 得到,5% 是由公式 (3) 得到,剩余 5% 是由公式 (4) 得到.

实验 1 作为其他实验的比较对象,融合数据由当前时刻的微波数据和浮动车数据组成. 当微波数据缺失时,由时间序列法、空间序列法和历史数据法对其进行补缺,因此本文设计实验 2、实验 3 和实验 4 分别对上述 3 类补缺方法的数据融合效果进行检验. 同时实验 5 和实验 6 则用来检验当浮动车数据缺失时的数据补缺方法的效果.

1) 补缺精度分析

利用上述补缺方法填补已知数据,通过比较补缺结果与实际数据之间的平均相对误差(MAPE)、平均绝对误差(MAE)和方差(S^2),从精度和稳定性 2 个方面初步评价各种补缺方法。结果如表 3 所示,其中微波数据主要以速度的补缺为例说明补缺精度。

$$\bar{\Delta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |\bar{V}_k - \bar{V}_k^A| \quad (9)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\bar{V}_k - \bar{\Delta})^2 \quad (10)$$

式中: $\bar{\Delta}$ 为平均绝对误差; S^2 表示方差。

从表 3 中可以看出,对于微波数据,时间序列法

在补缺精度和稳定性上要远好于空间序列法和历史数据法。相较而言,历史数据法在补缺精度上要稍好于空间序列法。同样地,对于浮动车数据,时间序列法与历史数据法相比精度上稍好,稳定性上稍差,并没有微波数据中有明显的好坏区别。

2) 融合精度分析

按照构建好的神经网络结构,利用 Matlab7.10 的神经网络工具箱分别对上述实验进行训练仿真,实验 1~6 的融合结果与实际值的相对分布图如图 2 所示。其中 45°斜线表示实际值;散点表示融合结果;其余 2 条斜线划定出相对误差为 20% 的区间。

表 3 数据补缺精度对比

Table 3 Accuracy of datafilling results

评价指标	微波数据缺失			浮动车数据缺失	
	时间序列法	空间序列法	历史数据法	时间序列法	历史数据法
δ	0.087	0.337	0.280	0.216	0.268
$\bar{\Delta}$	3.952	14.845	9.669	9.005	9.477
S^2	14.714	178.073	108.197	64.846	61.877

从图 2 中可以看出,6 次实验中大部分融合结果均落在相对误差为 20% 的区间内。其中,实验 1 的融合效果最好(落在区间内的点数最多)。当微波数据缺失时,实验 2 的融合效果最好,实验 3 次之,实验 4 最差。当浮动车数据缺失时,实验 5 的融合

效果优于实验 6。

在对各实验效果进行综合评价时,在原有的评价指标 MAPE 和 LSE 的基础上,添加平均相对误差(MAE)和相对误差的方差(S^2) 2 个指标,用以描述各实验的融合结果与真值的差异及其波动性(表 4)。

表 4 实验精度对比

Table 4 Data fusion accuracy of experiments

评价指标	数据完整	微波数据缺失			浮动车数据缺失	
	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6
δ	0.172	0.179	0.185	0.206	0.192	0.197
$\bar{\Delta}$	7.416	7.562	8.041	9.311	8.241	8.423
S^2	27.625	32.073	37.567	43.415	34.573	33.840
L_{Fusion}	0.004 1	0.004 2	0.004 7	0.005 1	0.004 5	0.004 6
L_{FCD}	0.005 7	0.005 7	0.006 0	0.005 7	0.005 0	0.005 6
L_{HI}	0.021 1	0.021 1	0.021 6	0.021 1	0.021 1	0.021 1

注: L_{Fusion} 指融合结果的 LSE; L_{FCD} 指浮动车数据的 LSE; L_{HI} 指微波数据的 LSE。

3) 实验结果分析

① 6 次实验结果中,融合结果的 LSE 均要低于单一数据源的 LSE(浮动车数据的 LSE 和微波数据的 LSE),表明 6 次数据融合实验均为有效。当数据融合模型的输入,即微波数据或浮动车数据缺失时,

可以运用时间序列法、空间序列法和历史数据法进行补缺。

② 对于微波数据缺失而言,利用时间序列法进行补缺,所得到的融合结果最好。表明时间序列法的补缺效果最好,空间序列法次之,历史数据法相对

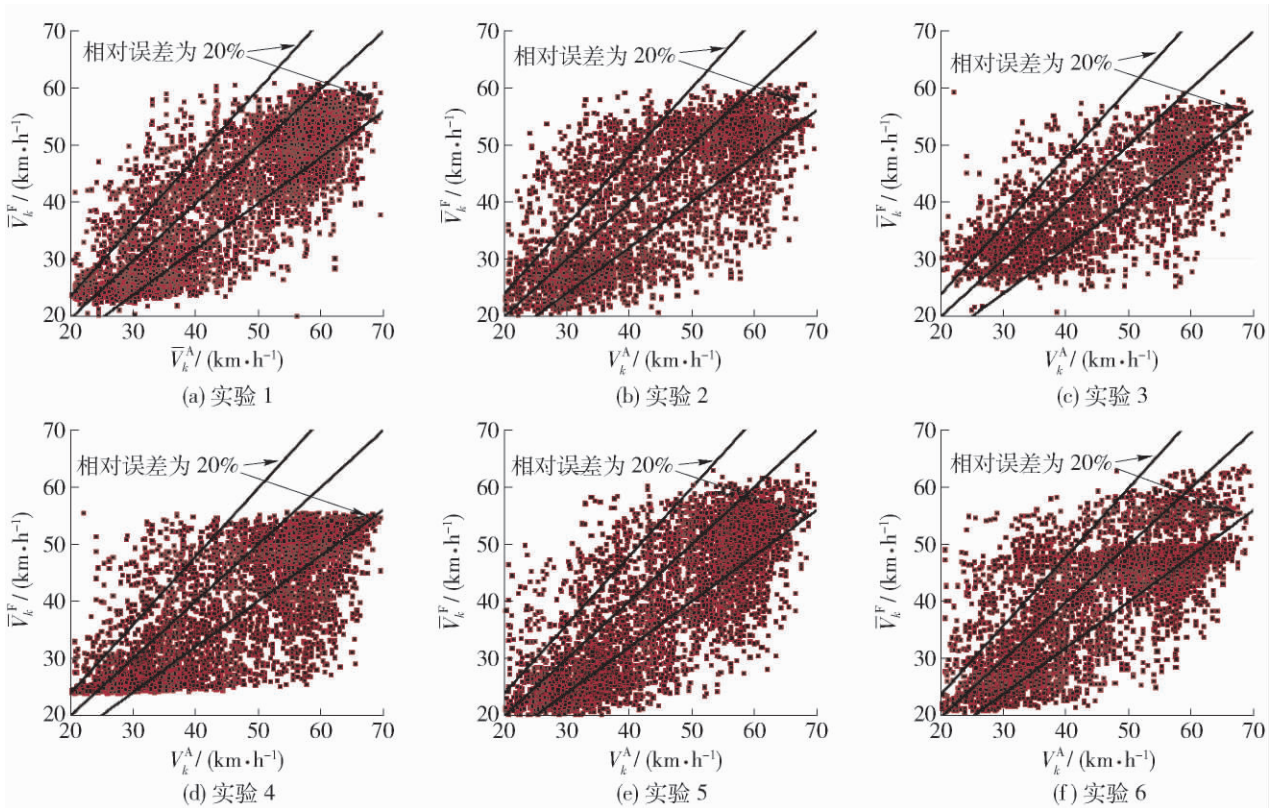


图2 融合结果与真实值的对比图

Fig. 2 Comparison of data fusion results and true values

而言最差。

③ 对于微波数据, 补缺精度分析中历史数据法的补缺效果要稍好于空间序列法(详见表3), 但在融合精度分析中空间序列法的补缺效果又要好于历史数据法。历史数据法是利用过去1个月的数据平均得到, 对于微波数据在数值上的估计效果要好于空间序列法。但是对于数据的实时性, 空间序列法又要优于历史数据法。数据融合模型通过运用神经网络模型, 利用浮动车数据, 有效地降低了空间序列法对于数值上估计的误差, 保留了数据的实时性, 从而使得利用空间序列法补缺的实验3的融合效果要优于利用历史数据法补缺的实验2。

④ 对于浮动车数据, 利用时间序列法和历史数据法进行缺失数据补缺对于融合结果影响不大, 时间序列法要稍好于历史数据法。

⑤ 对于城市快速路, 由于微波数据的时间及空间连续性都分别比浮动车数据要好, 因此对于采用时间序列法和空间序列法进行数据补缺后得到的数据融合精度, 微波数据均分别优于浮动车数据。

上述实验结果的MAPE基本都控制在0.2以内, 说明这些数据补缺方法可用于实际的数据融合处理中。而且, 微波数据补缺方法的优先级为: 时间

序列法 > 空间序列法 > 历史数据法; 浮动车数据补缺方法的优先级为: 时间序列法 > 历史数据法。

6 结论

1) 基于时间序列法、空间序列法和历史数据法等3种补缺方法的数据融合结果的MAPE基本都控制在0.2以内, 验证了在实际的数据融合过程中3种数据补缺方法的实用性。

2) 历史数据法虽然在数据补缺的效果中要好于空间序列法, 但由于历史数据法的补缺结果在实时性上要劣于空间序列法, 导致在实际的数据融合过程中, 其效果劣于空间序列法, 表明了数据融合有效地填补了空间序列法在数量估计上的不足, 而保留了其对于交通状态实时性的描述。

3) 对于微波数据, 补缺方法的优先顺序依次为: 时间序列法, 空间序列法和历史数据法; 对于浮动车数据, 补缺方法的优先顺序为: 时间序列法, 历史数据法。

参考文献:

- [1] CHEN C, PETTY K, Skabardonis A, et al. Freeway performance measurement system: Mining loop detector

- data [C]//Annual Meeting of the Transportation Research Board. Washington: Transportation Research Board, 2001: 96-102.
- [2] 姚智胜. 基于实时数据的道路网短时交通流预测理论与方法研究[D]. 北京: 北京交通大学交通运输学院, 2007.
YAO Zhi-sheng. Research on theories and methods of short-term traffic flow forecasting of road network based on real-time [D]. Beijing: School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, 2007. (in Chinese)
- [3] 姜桂艳, 江龙晖, 张晓东, 等. 动态交通数据故障识别与修复方法[J]. 交通工程运输学报, 2004, 4(1): 121-125.
JIANG Gui-yan, GANG Long-hui, ZHANG Xiao-dong, et al. Malfunction identifying and modifying of dynamic traffic data [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2004, 4(1): 121-125. (in Chinese)
- [4] WEN Y H, LEE T T, CHO H J. Hybrid models toward traffic detector data treatment and data fusion [C]//Proceeding of IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. Anzora: IEEE Press, 2005: 525-530.
- [5] CHEN C, KWON J, RICE J, et al. Detecting errors and imputing missing data for single loop surveillance systems [C]//Annual Meeting of the Transportation Research Board. Washington: Transportation Research Board, 2003: 120-144.
- [6] 韦达利, 陈锋, 卞凯, 等. 基于数据融合的交通流量数据在线校正[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2009, 40(1): 341-346.
WEI Da-li, CHEN Feng, BIAN Kai, et al. On-line calibration of traffic flow data based on data fusion [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2009, 40(1): 341-346. (in Chinese)
- [7] 董长虹. Matlab神经网络与应用[M]. 2版. 北京: 国防工业出版社.
- [8] 张旭. 面向交通运行状态评价的多源异质交通流数据融合技术方法研究[D]. 北京: 北京交通大学交通运输学院, 2008.
ZHANG Xu. Fusion of multi-source heterogeneous traffic flow data for the assessment of traffic operational conditions [D]. Beijing: School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, 2008. (in Chinese)

(责任编辑 郑筱梅)

(上接第586页)

参考文献:

- [1] MIRCHANDANI P, SOROUSH H. Generalized traffic equilibrium with probabilistic travel times and perceptions [J]. Transportation Science, 1987, 21: 133-152.
- [2] CHEN A, RECKER W. Considering risk taking behavior in travel time reliability [J]. Transportation Research Record, 2002, 1783: 27-33.
- [3] YIN Y, IEDA H. Assessing performance reliability of road networks under non-recurrent congestion [J]. Transportation Research Record, 2001, 1771: 148-155.
- [4] BOYCE D E, RAN B, LI Y. Considering travelers risk-taking behavior in dynamic traffic assignment [C]//BELL M G H. Transportation Networks: Recent Methodological Advances. Oxford: Elsevier, 1998: 67-81.
- [5] 平新乔. 微观经济学十八讲[M]. 北京: 北京大学出版社, 2001.
- [6] LO H K. A dynamic traffic assignment formulation that encapsulates the cell-transmission model [C]//Proceedings of the 14th International Symposium on Transportation and Traffic Theory. Oxford: Elsevier, 1999: 327-350.
- [7] GABRIEL S, BERNSTEIN D. The traffic equilibrium problem with nonadditive path costs [J]. Transportation Science, 1997, 31(4): 337-348.
- [8] LO H K, CHEN A. Traffic equilibrium problem with route-specific costs: formulation and algorithms [J]. Transportation Research Part B, 2000, 34: 493-513.
- [9] NGUYEN S, DUPUIS C. An efficient method for computing traffic equilibrium in networks with asymmetric transportation costs [J]. Transportation Science, 1984, 18(2): 185-202.
- [10] 卞长志. 需求不确定的离散交通网络设计模型与算法 [D]. 北京: 清华大学土木工程系, 2009.
BIAN Chang-zhi. Model and algorithm of discrete network design problem under demand uncertainty [D]. Beijing: Civil Engineering, Tsinghua University, 2009. (in Chinese)

(责任编辑 郑筱梅)