

文章编号:1671-1637(2014)05-0111-08

基于BP神经网络与D-S证据理论的路段 平均速度融合方法

李瑞敏¹, 马 玮²

(1. 清华大学 交通研究所, 北京 100084; 2. 清华大学 土木工程系, 北京 100084)

摘 要:为精确估计路段平均速度,提出了基于BP神经网络与D-S证据理论的路段平均速度融合方法。通过训练完成的BP神经网络估计概率密度函数值,进而通过D-S证据理论进行数据融合,整合了BP神经网络自学习的特点与D-S证据理论推理的能力。提出了融合方法的框架,给出了具体的计算模型。利用京藏高速公路上的实测浮动车数据、微波检测器数据、车牌识别数据对融合方法进行了验证,并分析了当微波检测器失效时融合方法的鲁棒性。分析结果表明:融合数据的平均绝对误差百分率比仅使用浮动车数据或微波检测器数据分别提高了7.90%、20.72%,融合方法能够得到较好的效果。微波检测器失效的情况下,融合精度有所下降,但融合数据的误差仍然小于仅使用浮动车数据的误差,说明融合方法具有一定的鲁棒性。

关键词:智能交通系统;路段平均速度;数据融合;BP神经网络;D-S证据理论

中图分类号:U491.14

文献标志码:A

Fusion method of road section average speed based on BP neural network and D-S evidence theory

LI Rui-min¹, MA Wei²

(1. Institute of Transportation Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to estimate road section average speed accurately, a fusion method of road section average speed based on BP neural network and D-S evidence theory was proposed. The values of probability density function were estimated by trained BP neural network, and the data were fused by D-S evidence theory. The self-learning ability of BP neural network and the reasoning ability of D-S evidence theory were combined in the fusion method. The framework and model of the fusion method were presented, and each process of the method was analyzed. The fusion method was verified by using floating car data (FCD), microwave detector data, and license plate recognition data from Beijing-Xizang Expressway. The robustness of the fusion method was verified in the case that microwave detector failed to work. Analysis result indicates that the mean absolute percentage errors of fusion data are 7.90%, 20.72% better than that of FCD and microwave detector data respectively. When microwave detector fail to work, the fusion accuracy reduces, but the errors of fusion data is still smaller than that of FCD, and the fusion method is proved to be robustness. 2 tabs, 6 figs, 26 refs.

收稿日期:2014-05-14

基金项目:国家自然科学基金项目(71361130015)

作者简介:李瑞敏(1979-),男,山东莱州人,清华大学副教授,工学博士,从事智能交通控制研究。

Key words: intelligent transportation system; road section average speed; data fusion; BP neural network; D-S evidence theory

Author resume: LI Rui-min(1979-), male, associate professor, PhD, +86-10-62770985, lrmin@tsinghua.edu.cn.

0 引 言

路段平均速度是动态交通管理的重要数据支撑。路段平均速度的采集方法一般分为固定采集(线圈检测器、微波检测器与视频检测器等)与车载移动采集(浮动车等)2种,2种方法各有优劣,组合使用会使采集结果更加精确^[1-3]。事实上,在很多大城市,同一路段上经常覆盖着多种交通信息采集设备,这些设备采集到的数据格式与内容各不相同。如何利用多种采集设备所得到的数据,获得更接近真实情况的路段平均速度,进而解决数据过饱和的问题是当前智能交通系统发展与实施所面临的新挑战。

近年来,多传感器数据融合受到了越来越多研究者的关注^[4]。相对单一传感器,通过数据融合技术将多个传感器采集到的信息进行融合处理,可以进行更严密的推理,获得更加精确的结论^[5]。当前交通领域的多传感器数据融合在国内外已有相应的研究,包括路段平均速度的计算等方面。现有数据融合算法主要包括基于模型的算法(时间-状态模型、概率模型等)和数据驱动的算法(BP神经网络等)2类。

在基于模型的算法中:Liu等比较了现有的多种路段平均速度算法^[6];李慧兵等利用加权算法对线圈及浮动车数据进行融合,大幅降低了单一传感器对预测精度的不利影响^[7-8],但其权重的选取受到主观因素的影响。在时间-状态模型方面,Guo等针对交通拥堵情况提出了卡尔曼滤波算法,并采用弗吉尼亚州和加利福尼亚州的实测数据对模型进行验证^[9];在卡尔曼滤波模型的基础上,刘红红等探索了采用自适应卡尔曼滤波算法对交通信息的融合原理^[2];Byon等利用SCAAT(Single-Constraint-At-A-Time)方法改进了卡尔曼滤波模型,对多重信息进行融合^[10]。在概率模型方法方面,Choi等利用专家系统、贝叶斯推理等对多元交通数据进行融合,能够得到更加精确的旅行时间估计值^[11];Faouzi等拓展了基于概率的算法,引入D-S证据理论,并用证据理论框架对浮动车数据与线圈数据进行了融合^[12-14],得到了较好的结论。

在数据驱动的算法中:邹亮等利用BP神经网络

对浮动车与线圈数据进行了融合^[3],但BP神经网络存在训练样本大且难以保证其收敛性的劣势;李嘉等利用遗传算法优化小波神经网络方法,进行数据融合,得到了较为满意的结论^[15],但模型计算效率较低;李瑞敏等利用BP神经网络动态调整权重,对比分析了基于多断面检测器的2种旅行时间推算方法,速度累进法和速度平均法,结果证明多源数据融合可以提高旅行时间估计的准确性^[16]。

Bachmann等利用微观交通模型对比了多种数据融合模型^[17],基于模型的算法逻辑清晰,但往往需要人为确定模型参数,实用性较差,而数据驱动的算法更加智能,但其与数据形式息息相关,算法往往只适用于特定检测器,如微波检测器与摄像头采集到的数据,泛化能力较差。

在上述研究的基础上,本文提出了基于BP神经网络与D-S证据理论的路段平均速度融合方法,结合BP神经网络自学习、自适应的特点与D-S证据理论推理的能力,避免了主观判断,以充分发挥机器学习的潜力,以期对路段平均速度进行精确的数据融合。

1 D-S 证据理论

D-S证据理论,即Dempster-Shafer证据理论^[18-19],是贝叶斯方法的一个拓展。在贝叶斯方法中,概率必须满足可加性,而D-S证据理论则不必要,它可以将其余的信任留给识别框架,即具有表达不确定性的能力。

1.1 识别框架

定义参数 θ ,它可能的取值集合为 I ,则称 I 为识别框架,例如,一个容量为 N 的集合有 2^N 个子集,则该集合的识别框架为 2^I 。图1为一个容量为4的识别框架及其子集间的相互关系, a, b, c, d 为识别框架中的元素。

1.2 基本概率分配

$m(\cdot)$ 为基本概率分配函数,又称Mass函数,为 2^I 到 $[0, 1]$ 的映射,具有如下性质

$$m(\emptyset) = 0 \quad (1)$$

$$\sum_{A \subset I} m(A) = 1 \quad (2)$$

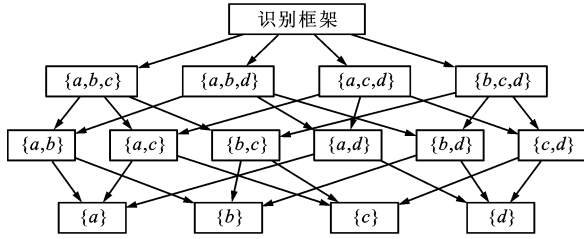


图 1 识别框架

Fig. 1 Identification framework

式中: A 为识别框架中的集合。

1.3 信任函数

$T(\cdot)$ 为信任函数, 为一个集合及其所有子集的基本概率分配。在识别框架 I 下基于基本概率分配的信任函数为

$$T(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (3)$$

式中: B 为事件 A 的子集。

事实上, 寻找满足 $B \subseteq A$ 条件的子集只需遍历所有的焦元即可, 焦元为使得 $m(B) > 0$ 的事件 B 。

1.4 Dempster 合成规则

Dempster 合成规则也称证据合成公式, 其功能为合并多个信任函数, 起到融合观测数据的作用。若存在 2 种检测方式, 它们对事件 A 的基本概率分配函数分别为 $m_1(A)$ 、 $m_2(A)$, 则 Dempster 合成规则为

$$m_1(A) \oplus m_2(A) = \frac{1}{K} \sum_{C \cap D = A} m_1(C) m_2(D) \quad (4)$$

$$K = \sum_{C \cap D \neq \emptyset} m_1(C) m_2(D) = 1 - \sum_{C \cap D = \emptyset} m_1(C) m_2(D) \quad (5)$$

式中: \oplus 为 Dempster 合成规则符号; $m_1(C)$ 、 $m_2(D)$ 分别为 2 种检测方式对事件 C 、 D 的基本概率分配函数; K 为归一化系数, 表示被组合证据相互冲突的程度, K 为 1 表示 2 个证据完全一致(完全相容), K 为 0 表示 2 个证据完全冲突, $0 < K < 1$ 表示 2 个证据部分相容。

2 神经网络

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^[20-21], 是由大量简单的神经元相互连接形成的并行处理能力极强的复杂网络系统, 辅以合理的学习规则, 可以使其具有自学习与自适应的能力。图 2 为神经元模型, x_1 、 x_2 、 x_3 为输入值, w_1 、 w_2 、 w_3 为键结值。数据输入神经元模型后, 通过键结值、加法单元、活化函数 3 个主要单元, 得

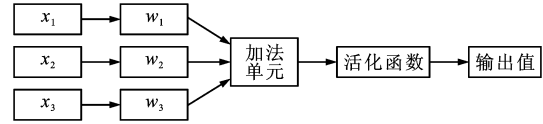


图 2 神经元模型

Fig. 2 Neuron model

到输出值。通过与训练值的比对, 类神经元对键结值进行优化调整, 降低系统均方根误差。

本文采用 BP 神经网络, 即按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 网络分为输入层、隐含层和输出层, 具有较强的学习适应能力。

3 基于 BP 神经网络和 D-S 证据理论的路段平均速度融合方法

3.1 方法框架

BP 神经网络与 D-S 证据理论曾分别被用于交通信息融合的算例中, 但 BP 神经网络泛化程度不高, 算法的专一性较强, 而 D-S 证据理论对权值的确定与加权融合算法相似, 依然主要依靠专家经验, 因此, 这 2 种数据挖掘方法均存在一定的不足。

基于 BP 神经网络和 D-S 证据理论的路段平均速度融合方法的基本流程见图 3: 首先对 BP 神经网络进行具有较强专一性的训练; 然后将检测器采集到的路段平均速度数据输入训练好的 BP 神经网络, 得到各个速度区间的基本概率分配; 之后, 利用 D-S 证据理论进行推理融合, 获得融合结果。

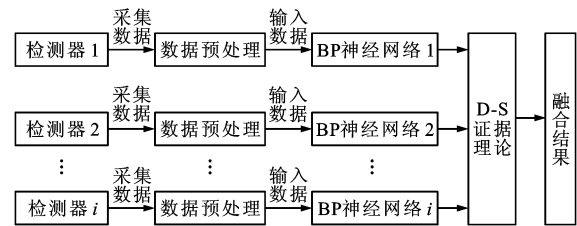


图 3 融合方法流程

Fig. 3 Flow of fusion method

3.2 数据预处理

由于离散条件下 D-S 证据理论计算复杂度较低, 首先需要进行数据预处理, 将其划分为多个区间

$$[v_{i1}, v_{in}] = [v_{i1}, v_{i2}] \cup [v_{i2}, v_{i3}] \cup \cdots \cup [v_{ij}, v_{i(j+1)}] \cup \cdots \cup [v_{i(n-1)}, v_{in}] \quad (6)$$

式中: v_{ij} 为检测器 i 在速度区间 j 的初始节点平均速度, $j=1, 2, 3, \dots, n$ 。

数据融合的精度与速度区间划分的间隔有关, 事实上, 在很多情况下, 间隔为 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 的速度对旅行时间的影响不大。

3.3 基本概率分配

基本概率分配定义为

$$\begin{cases} m_{ij} = f(V_{ij}) \\ V_{ij} = [v_{ij}, v_{i(j+1)}] \end{cases} \quad (7)$$

式中: m_{ij} 为检测器 i 所对应的速度区间 j 的基本概率分配; $f(\cdot)$ 为速度区间到基本概率分配的映射函数, 可通过 BP 神经网络求出。

BP 神经网络中数据沿输入层, 经由隐含层, 最后抵达输出层, 若输出层的输出值与训练值不符, 则反向传播误差, 进行键结值的调整, 具体说明如下。

(1) 输入层。输入层的层数与传感器输入的数据有关, 本文中仅有路段平均速度一项, 因此, 输入层神经元个数为 1。若数据质量较好, 内容较全, 也可加入时间、天气等其他变量, 增强 BP 神经网络的拟合能力, 但需要注意网络过度拟合的情况发生。

(2) 隐含层。隐含层神经元个数决定了神经网络的拟合程度, 应慎重取值, 在保证拟合精度的同时需要保证网络性能和泛化能力。隐含层神经元个数 c_2 的经验公式为

$$c_2 = \sqrt{c_1 + c_3} + w \quad (8)$$

式中: c_1 为输入层神经元个数; c_3 为输出层神经元个数; w 为常数。

(3) 输出层。输出层输出划分区间的基本概率分配, 因此, 若按式(6)进行分配, 则输出层神经元个数为 $n-1$, 即输出 $n-1$ 个速度区间的基本概率分配。

(4) 活化函数。为了保证基本概率分配不会被活化函数改变其相对比例, 采用线性函数作为其活化函数, 形式为

$$\varphi(u_1) = u_2 \quad (9)$$

式中: $\varphi(\cdot)$ 为活化函数; u_1 为输入值; u_2 为键结值输入加法单元后的输出值。

(5) 训练集。对于任意检测器所采集到的数据, 取真值所对应的速度区间的基本概率分配值为 1, 其余速度区间为 0, 构成训练集, 即满足

$$\begin{cases} t_{ijp} = 1 & v_{ip} \in [v_{ij}, v_{i(j+1)}] \\ t_{ijp} = 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: t_{ijp} 为检测器 i 的第 p 个数据所属速度区间 j 对应的基本概率分配的训练值; v_{ip} 为检测器 i 的第 p 个路段平均速度检测值。

(6) 反向传播误差。在反向传播过程中, 利用链导法则反向传播误差, 修改各层的键结值使误差函数减小^[22]。对 BP 神经网络 i , 设 m_{ip} 为检测器 i 的

第 p 个数据对应的基本概率分配, m_{ijp} 为检测器 i 的第 p 个数据中速度区间 j 所对应的基本概率分配的估计值, 期望输出为 t_{ijp} , 训练值与估计值的均方根误差函数可表示为

$$E_{ip} = \frac{1}{2} \sum_j (m_{ijp} - t_{ijp})^2 \quad (11)$$

式中: E_{ip} 为检测器 i 中的第 p 个数据所在 BP 神经网络的均方根误差。

对所有学习样本取期望, 即可得到神经网络预测值与训练值的均方根误差为

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (m_{ijp} - t_{ijp})^2 \quad (12)$$

式中: E_i 为检测器 i 所对应的系统的均方根误差。

对每个 BP 神经网络设定合适的学习率, 利用最速下降法调整键结值, 进而使系统的均方根误差降到要求范围内。对不同检测器采集的数据需要分别进行 BP 神经网络训练, 训练完成的 BP 神经网络能够输出检测器给出的各个速度区间的基本概率分配, 既保证了 BP 神经网络处理问题的专一性, 也保留了该方法处理新数据的能力。

3.4 数据融合

通过 BP 神经网络获得了检测器 i 对应的速度区间 j 的基本概率分配 m_{ij} 。由于各个区间互斥, 同时每个区间可以认为是一个焦元, 因此, 可以简化 Dempster 合成规则。本文以 2 个检测器融合进行示例, 多检测器融合只需进行两两融合即可。

归一化系数 K 为

$$K = 1 - \sum_j \sum_k m_{aj} m_{bk} \quad (13)$$

式中: m_{aj} 为检测器 1 对应的速度区间 j 的基本概率分配; m_{bk} 为检测器 2 对应的速度区间 k ($j \neq k$) 的基本概率分配。

Dempster 合成规则为

$$m_j = m_{aj} m_{bj} / K \quad (14)$$

式中: m_j 为融合后速度区间 j 的基本概率分配。

m_j 的大小表示了实际速度处于相应速度区间的可能性大小, 进而可通过 m_j 的大小判断速度所落入的区间。至此, 算法通过真实路段平均速度的训练, 已经形成了包含能够独立工作的 BP 神经网络与 D-S 证据理论的融合模型, 使用时仅需输入各个检测器采集到的速度, 该模型便可输出融合后的路段平均速度。同时, 由于 BP 神经网络的数量可根据检测器数量进行扩充, D-S 证据理论亦可实现更多组数据的融合, 因此, 其泛化能力较强。

3.5 算法实时性分析

通过对历史数据离线进行神经网络的训练,为了保证BP神经网络拟合的精度,建议调高精度,增加迭代次数,保证神经网络的收敛,需要消耗较多的时间。当在线估计时,检测器返回数据后,训练完成的神经网络可以很快给出基本概率分配,进而通过证据理论融合,总过程消耗时间往往不足1s,满足实时估计的要求。

4 算例验证

以京藏高速公路某路段作为目标路段对本文融合方法进行验证。通过3种采集设备得到交通信息数据,包括浮动车数据、微波检测器与车牌识别检测器数据。

因为各类数据的时间间隔不尽相同,故本文对各类数据进行插值处理,以每5min为一个时间节点。近似认为车牌识别检测器获取的路段平均速度为真实值,虽然在实际情况下存在一定的误差,但误差不足6%^[23],因此,本文以车牌识别检测器所得到的路段平均速度为真实值,研究浮动车与微波检测器数据的融合方法。

选取2011年11月1日全天和2011年11月2日9:00~13:00的数据,这2天分别为周二和周三,行驶情况相似。对浮动车与微波检测器数据进行融合,同时用车牌识别检测器数据进行校核,以保证融合的可信度。

在进行BP神经网络训练时,训练样本不需要数量很多但要求代表度高,相反若某一样本数量过高且数据特征重复,反而会误导算法的判断,因此,选择一天之内代表度高的数据是BP神经网络能否高效拟合的关键。

由于数据在某一区间内的重复率很高,因此,可以在保证数据代表性的同时删减样本。由于存在一些数据的真实值较大但浮动车、微波检测器速度较小的情况,引入这些数据训练BP神经网络会掩盖数量较少的较小真实值的数据,因此,采用以下方法进行修正:加入虚拟数据,保证低速数据不会被高速数据中的偶然误差所掩盖,使BP神经网络能够识别真实的低速状况^[24]。

采集设备检测到的速度范围为45~85 km·h⁻¹,将数据以5 km·h⁻¹的区段分为8个速度区间。输入层为1个神经元,输入检测器采集到的速度数据。输出层为8个神经元,输出各个速度区间的基本概率分配。根据经验公式,隐含层为4个神经元。分

别对浮动车、微波检测器数据的2个BP神经网络进行训练,训练后的结果利用D-S证据理论进行融合,判断最终预测速度所处的区间。

采用2011年11月1日的数据进行训练,并利用2011年11月2日9:00~13:00的49组数据对融合方法进行校核,结果见表1,其中 $e_1 \sim e_3$ 分别为均方根误差、平均绝对误差、平均绝对误差百分率^[25],计算公式分别为

$$e_1 = \sqrt{\frac{\sum_p (v_{1p} - v_{2p})^2}{s}} \quad (15)$$

$$e_2 = \sum_p |v_{1p} - v_{2p}| / s \quad (16)$$

$$e_3 = \sum_p \left| \frac{v_{1p} - v_{2p}}{v_{2p}} \right| / s \quad (17)$$

式中: v_{1p} 为第 p 个数据的估计路段平均速度, $p=1, 2, \dots, s$; v_{2p} 为第 p 个数据的实测路段平均速度。

表1 融合误差比较

Tab. 1 Comparison of fusion errors

评价指标	$e_1 / (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	$e_2 / (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	$e_3 / \%$
融合数据	15.7	12.2	23.10
浮动车数据	21.6	19.0	31.00
微波检测器数据	25.9	18.9	43.82

由表1可见,融合数据的误差均小于仅采用单一采集设备的误差,其中融合数据的平均绝对误差百分率比仅采用浮动车数据和微波检测器数据分别提高了7.90%和20.72%,可以认为融合方法具有较好的效果。图4为各个时间点的融合数据、融合前数据与真实数据的比对。图5为各个时间点融合数据的平均绝对误差百分率与融合前2种检测器采集数据的平均绝对误差百分率的比较。图4、5表明在部分情况下融合数据比2种融合前的数据都更接

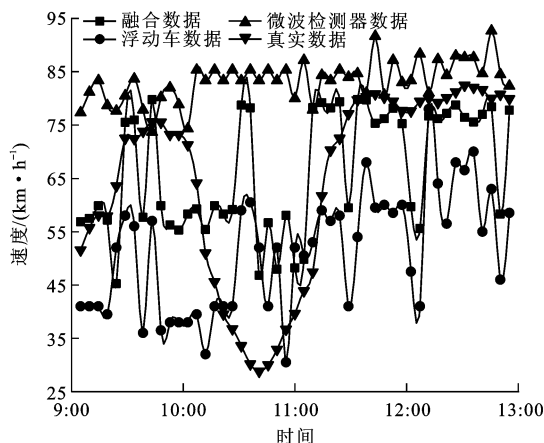


图4 不同方法的速度比较

Fig. 4 Speed comparison of different methods

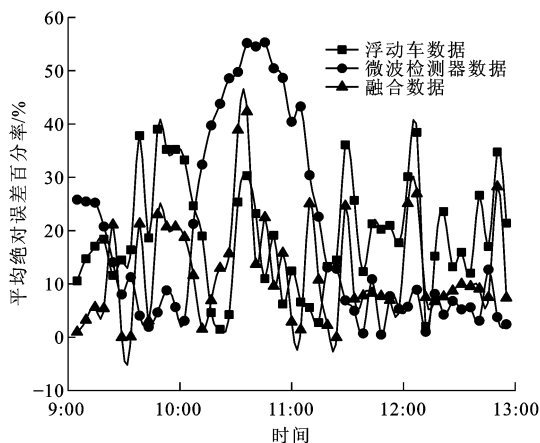


图 5 不同方法的平均绝对误差百分率比较

Fig. 5 Comparison of e_3 of different methods

近真实值,亦有部分情况下融合数据优于其中 1 种,但不如第 2 种,但表 1 显示,总体而言,融合数据的准确性得到了显著提高。

5 异常情况的鲁棒性分析

为了验证融合方法的鲁棒性,假定某个检测器在某些时段失效,例如通信中断或检测器断电等,使用本文方法在该情况下进行融合估计,校验其应对突发问题的能力。

5.1 基本理论

在某检测器失效的情况下,证据可能变得具有高冲突性,此时融合过程中 D-S 证据理论可能将高信任度分配给小可能故障源^[26],导致方法效率降低。处理方法为当检测器失效时,删去检测器所对应的 BP 神经网络。

若某路段正常情况有 i 个检测器共同工作,则融合方法采用 i 个 BP 神经网络,当遇到某异常情况,其中的 q 个检测器失效,则将 D-S 证据理论的推理过程中略去这 q 个检测器对应 BP 神经网络得到的基本概率分配,分为以下 2 种情况。

(1) $i-q > 1$ 。此时正常工作的检测器还有 2 个以上,因此, D-S 证据理论依然可以发挥其推理能力,对完好的检测器数据进行融合推理。

(2) $i-q = 1$ 。此时检测器仅剩 1 个,无法进行数据融合,与唯一 1 个检测器对应的 BP 神经网络所输出的基本概率分配即为最终的概率分配,因此,在这种情况下,该方法退化为基于 BP 神经网络的道路平均速度预测。

5.2 结果分析

若 2011 年 11 月 2 日的微波检测器发生故障,只能获得浮动车数据,利用 2011 年 11 月 1 日的数

据训练完成的算法,对路段平均速度进行预测。

本文方法退化为第 2 种情况,浮动车数据的基本概率分配直接决定预测速度的区间,计算结果见表 2,异常情况下各个时间点融合数据与浮动车数据的平均绝对误差百分率见图 6。

表 2 异常情况下融合误差比较

Tab. 2 Comparison of fusion errors under abnormal situation

评价指标	$e_1 / (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	$e_2 / (\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	$e_3 / \%$
融合数据	16.2	14.1	27.39
浮动车数据	21.6	19.0	31.00

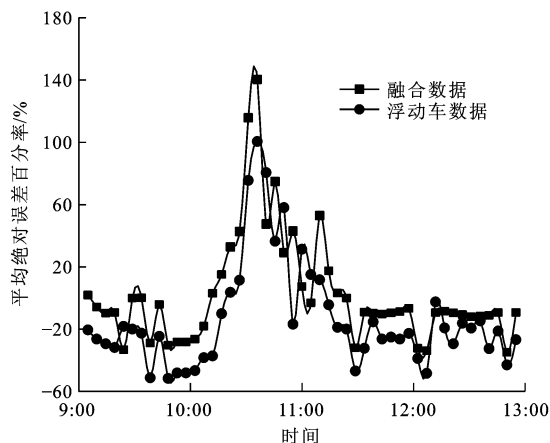


图 6 异常情况下平均绝对误差百分率比较

Fig. 6 Comparison of e_3 under abnormal situation

由表 2 与图 6 可以看出:在微波检测器失效的情况下,虽然融合精度有所下降,但该方法依然能够保证其结果优于仅采用浮动车得到的路段平均速度,证明融合方法具有一定的鲁棒性,原因主要有以下 2 点。

(1)从设计思路分析,方法实现了校准与推理的分离, BP 神经网络的训练与 D-S 证据理论的推理没有直接联系,因此,部分神经网络若发生异常可仅利用剩余网络进行融合,虽融合精确度降低,但方法不至于失效。

(2)从实现角度分析,方法实现了各个检测器的分离,每个检测器采用不同的神经网络进行训练,因此,在部分检测器失效的情况下,其余检测器依旧能够给出基本概率分配的估计值。

6 结 语

本文提出了基于 BP 神经网络与 D-S 证据理论的道路平均速度融合方法,整合了 BP 神经网络自学习的特点与 D-S 证据理论推理的能力,并对融合方法的基本框架、模型、可行性与鲁棒性进行了理论分析,给出了方法的操作过程。

为保证方法的可信度,利用实际检测数据进行

训练与融合验证。经过实际数据验证,融合后的路段平均速度相比于浮动车、微波检测器采集到的路段平均速度更加精确,并且对异常情况有一定程度的鲁棒性。本文方法能够发挥BP神经网络自学习、自适应的能力及D-S证据理论的推理能力,构造出“融合黑箱”,训练后可保证系统自动调用,同时其泛化能力较强,适应性较好,可以根据不同情况调整BP神经网络数量,具有应对异常情况,如某检测器失效的能力。然而,当前进行交通数据融合的一个问题是如何获取用于验证的真实值的问题,本文选择了车牌识别检测器给出的速度作为参考值,减少了融合数据来源类型,未来需探讨如何综合利用三者进行数据融合的方法。

参考文献:

References:

- [1] HALL D L, LLINAS J. An introduction to multisensor data fusion[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(1): 6-23.
- [2] 刘红红,杨兆升. 基于数据融合技术的路段出行时间预测方法[J]. *交通运输工程学报*, 2008, 8(6): 88-92.
LIU Hong-hong, YANG Zhao-sheng. Estimating methods of link travel times based on data fusion technology[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2008, 8(6): 88-92. (in Chinese)
- [3] 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. (in Chinese)
- [4] 何友,彭应宁,陆大铨. 多传感器数据融合模型综述[J]. *清华大学学报:自然科学版*, 1996, 36(9): 14-20.
HE You, PENG Ying-ning, LU Da-jin. Survey of multisensor data fusion models[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 1996, 36(9): 14-20. (in Chinese)
- [5] 仲崇权,张立勇,杨素英,等. 多传感器分组加权融合算法研究[J]. *大连理工大学学报*, 2002, 42(2): 242-245.
ZHONG Chong-quan, ZHANG Li-yong, YANG Su-ying, et al. Study of grouping weighted fusion algorithm for multi-sensor[J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2002, 42(2): 242-245. (in Chinese)
- [6] LIU Hao, ZHANG Ke, WANG Zi-lei, et al. A comparison of existing algorithms for travel time estimation[C]//ASCE. *Proceedings of 2009 International Conference on Transportation Engineering*. Chengdu: ASCE, 2009: 189-194.
- [7] 李慧兵,杨晓光. 面向行程时间预测准确度评价的数据融合方法[J]. *同济大学学报:自然科学版*, 2013, 41(1): 60-65.
LI Hui-bing, YANG Xiao-guang. Data fusion method for accuracy evaluation of travel time forecast[J]. *Journal of Tongji University: Natural Science*, 2013, 41(1): 60-65. (in Chinese)
- [8] LI Hui-bing, YANG Xiao-guang, LIU Hao-de. Research on multi-source data fusion based on loop detector data and FCD (floating car data)[C]//YAN Xin-ping, YI Ping, WU Chao-zhong, et al. 2011 Multimodal Approach to Sustained Transportation System Development; Information, Technology, Implementation. Wuhan: ASCE, 2011: 495-501.
- [9] GUO Jian-hua, XIA Jing-xin, SMITH B L. Kalman filter approach to speed estimation using single loop detector measurements under congested conditions[J]. *Journal of Transportation Engineering*, 2009, 135(12): 927-934.
- [10] BYON Y J, SHALABY A, ABDULHAI B, et al. Traffic data fusion using SCAAT Kalman filters[C]//TRB. *Transportation Research Board 89th Annual Meeting*. Washington DC: TRB, 2010: 1-16.
- [11] CHOI K, CHUNG Y S. A data fusion algorithm for estimating link travel time[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning, and Operations*, 2002, 7(3/4): 235-260.
- [12] FAOUZI N E, CHARLINE S. Travel time estimation by evidential data fusion[J]. *Recherche Transports Sécurité*, 2000(68): 15-30.
- [13] FAOUZI N E, LEFEVRE E. Classifiers and distance-based evidential fusion for road travel time estimation[C]//SPIE. 2006 Defense and Security Symposium. Orlando: International Society for Optics and Photonics, 2006: 1-16.
- [14] FAOUZI N E. Data-driven aggregative schemes for multi-source estimation fusion: a road travel time application[C]//SPIE. 2004 Defense and Security Symposium. Orlando: International Society for Optics and Photonics, 2004: 351-359.
- [15] 李嘉,刘春华,胡赛阳,等. 基于交通数据融合技术的行程时间预测模型[J]. *湖南大学学报:自然科学版*, 2014, 41(1): 33-38.
LI Jia, LIU Chun-hua, HU Sai-yang, et al. A travel time prediction model based on traffic data fusion technology[J]. *Journal of Hunan University: Natural Sciences*, 2014, 41(1): 33-38. (in Chinese)
- [16] 李瑞敏,陈熙怡. 多源数据融合的道路旅行时间估计方法研究[J]. *公路交通科技*, 2014, 31(2): 99-103.
LI Rui-min, CHEN Xi-yi. Study on methods of travel time estimation based on multi-source data fusion[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2014, 31(2): 99-103. (in Chinese)
- [17] BACHMANN C, ABDULHAI B, ROORDA M J, et al. A comparative assessment of multi-sensor data fusion techniques for freeway traffic speed estimation using microsimulation modeling[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013, 26(1): 33-48.
- [18] 徐从富,耿卫东,潘云鹤. 面向数据融合的DS方法综述[J]. *电子学报*, 2001, 29(3): 393-396.
XU Cong-fu, GENG Wei-dong, PAN Yun-he. Review of Dempster-Shafer method for data fusion[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(3): 393-396. (in Chinese)

- [19] DEMPSTER A P. A generalization of Bayesian inference[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1968, 30(2): 205-247.
- [20] KADALI B R, RATHI N, PERUMAL V. Evaluation of pedestrian mid-block road crossing behaviour using artificial neural network[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering: English Edition, 2014, 1(2): 111-119.
- [21] YUE H. Chaotic time series prediction for duffing system based on optimized BP neural network[J]. Information Technology Journal, 2013, 12(19): 5401-5405.
- [22] 刘桂莲,王福林,索瑞霞. BP神经网络算法的改进及其应用[J]. 农业系统科学与综合研究, 2010, 26(2): 170-173.
LIU Gui-lian, WANG Fu-lin, SUO Rui-xia. An improved method of BP neural network and its application[J]. System Sciences and Comprehensive Studies in Agriculture, 2010, 26(2): 170-173. (in Chinese)
- [23] 宋俪婧,陈金川,石建军,等. 应用车辆牌照自动识别系统自动检测行程延误的算法研究[J]. 交通运输工程与信息学报, 2008, 6(2): 107-112.
SONG Li-jing, CHEN Jin-chuan, SHI Jian-jun, et al. Algorithm research of auto-detecting the travel delay information with vehicle license plate automatic recognition[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2008, 6(2): 107-112. (in Chinese)
- [24] 何小荣,陈丙珍,赵晓光,等. 改善 BP 网络检验效果的研究[J]. 清华大学学报:自然科学版, 1995, 35(3): 31-36.
HE Xiao-rong, CHEN Bing-zhen, ZHAO Xiao-guang, et al. Study on improving testing results of BP neural networks[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 1995, 35(3): 31-36. (in Chinese)
- [25] EBENEZER B, HARRIS E, NYABADZA F. Forecasting Buruli ulcer disease in Ashanti Region of Ghana using Box-Jenkins approach[J]. American Journal of Mathematics and Statistics, 2013, 3(3): 166-177.
- [26] 李 月,徐余法,陈国初,等. D-S 证据理论在多传感器故障诊断中的改进及应用[J]. 东南大学学报:自然科学版, 2011, 41(增): 102-106.
LI Yue, XU Yu-fa, CHEN Guo-chu, et al. Improvement and application of D-S evidence theory in multi-sensor fault diagnosis system[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2011, 41(S): 102-106. (in Chinese)

长安大学教育部科技查新工作站(G01)简介

科技查新是为避免科研课题重复立项和客观正确地判定科研成果的新颖性、实用性和可推广性而设立的一项信息服务业务,由具有科技查新资质的查新机构承担完成。

长安大学教育部科技查新工作站(G01)于 2004 年 7 月经教育部科技发展中心批准成立(教技发函[2004]8 号),具有在全国范围内开展科技查新工作的专业资质。

该查新工作站严格按照国家科技部《科技查新规范》开展以下业务:

(1)为科研立项、成果鉴定、新产品开发、博士和硕士研究生开题等提供真实可靠的客观依据,保证每个查新项目的新颖性、科学性、可靠性。

(2)开展课题检索、技术咨询、课题跟踪服务,为教师、专业技术人员、研究生与本科生提供原文和题录等,认真准确地为校内外用户提供全面的文献信息线索。

(3)开展文献查收、查引工作,为校内外用户提供论文被国内外著名检索刊物收录情况的报告。

长安大学图书馆具有丰富的文献资源,并且开通了 Dialog 国际联机检索系统,为科技查新工作奠定了良好的资源保障体系。同时,本查新工作站制定了严格的内部管理规定,查新人员在开展查新工作的过程中,以质量为首要任务,认真、热情地为用户服务。

欢迎广大科技工作者、教师、研究生和新老用户前来联系业务,查新工作站工作人员将认真、热情地提供科技查新与文献信息服务。

联系人:刘壮生,徐 芳,程海涛,张永梅

电 话:(029)82334377(传真)

E-mail:liuxin@chd.edu.cn

网 址:http://lib.chd.edu.cn

地 址:陕西西安南二环路中段长安大学图书馆信息部

邮 编:710064