

基于Sugeno型神经模糊系统的交通流状态预测算法

傅 惠¹, 许伦辉², 胡 刚¹, 王 勇³

(1. 广东工业大学 机电工程学院, 广东 广州 510006; 2. 华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州 510640;
3. 广东工业大学 计算机学院, 广东 广州 510006)

摘要: 从交通流状态的模糊特性出发, 设计基于Sugeno型神经模糊系统的交通流状态预测算法. 选择交通流状态的影响指标作为模糊推理系统的输入、交通流状态作为输出; 据经验对输入、输出划分模糊子集, 给出相应的隶属度函数并制定模糊规则; 建立具有5层结构的神经模糊推理系统, 利用神经网络优化调整模糊推理系统的隶属度函数和模糊规则. 仿真实验表明, 神经网络可直接优化模糊推理系统的隶属度函数, 通过对连接权值的训练间接优化模糊规则, 故Sugeno型神经模糊系统相比常规模糊系统具有更好的交通流状态预测性能.

关键词: 神经模糊系统; 交通流状态预测; 动态交通管理

中图分类号: U491 **文献标识码:** A

Traffic flow state-forecasting algorithm based on Sugeno neural fuzzy system

FU Hui¹, XU Lun-hui², HU Gang¹, WANG Yong³

(1. Faculty of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China;
2. School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China;
3. Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China)

Abstract: According to the fuzziness of traffic flow states, a traffic flow state-forecasting algorithm based on Sugeno neural fuzzy system(NFS) is proposed. In this algorithm, a number of traffic parameters are chosen as inputs, and the traffic flow states are taken as output of a NFS. The fuzzy subsets of inputs and output are given empirically. In addition, the corresponding membership functions and fuzzy IF-THEN rules are also built up by experience. A 5-layer NFS is presented in the given algorithm; and a neural network is used to optimize the fuzzy inference system(FIS). The experiment shows that neural network can optimize the membership functions directly and the fuzzy rules indirectly. Hence, the Sugeno NFS is more effective than the normal FIS in traffic flow state-forecasting.

Key words: neural fuzzy system; traffic flow states forecasting; dynamic traffic management

1 引言(Introduction)

城市交通流具有动态非线性变化的特征, 如何根据交通流的动态特征实施针对性的动态交通管理, 将是提高城市交通管理水平, 解决大城市交通拥堵问题的有效途径.

城市动态交通管理, 具体包括动态交通信息服务、动态交通控制、动态交通诱导等方面, 其主要特点是基于实时交通信息滚动预测未来交通状态, 针对性地制定动态交通管理策略从而实现交通运输效益最优化. 这些策略包括向公众发布动态的城市交通状态信息、对路口实施动态的交通信号控制方案、为出行者提供动态的最佳行驶路径服务等. 交

通流状态预测^[1]是动态交通管理的核心内容, 是各种动态交通管理策略得以实现的基础.

道路交通流状态预测的实现, 有赖于交通数据采集、短时交通流预测、交通流状态判别^[2]等方面. 近年兴起的固定与移动交通检测信息融合技术^[3,4], 使得城市道路动态交通流参数采集日趋完善, 可为道路交通流状态预测提供充分的基础数据. 交通流系统具有较为复杂的动力学特征, 已有研究表明, 统计间隔小于15分钟的短时交通流可能具有混沌特性, 混沌具有短期可预测性从而区别于随机现象^[5]. 现有的短时交通流预测方法很多, 在进行道路交通流状态预测时, 应依据交通流时间序列的实际动力学特

性,针对性地选取交通预测方法及模型.

本文研究的路段交通流状态,是从交通管理者和交通出行者的需求出发,用以表征路段交通流拥挤程度的度量,且路段交通流状态的判别指标与参考标准,对于不同的服务对象、不同等级的道路有所不同.因交通流状态具有外延不明确的模糊信息特征^[6],故本文采用神经模糊系统进行交通流状态预测,利用神经网络对交通流状态模糊推理系统中的隶属度函数及模糊规则进行训练优化,通过短时交通流预测方法将交通流参数预测值输入训练好的推理系统,从而提高交通流状态预测效果.

2 基于神经网络的交通流状态模糊推理(Traffic flow states fuzzy inference based on neural network)

利用模糊推理方法进行交通流状态判别,其核心在于建立输入(交通流参数)与输出(交通状态)之间的模糊映射关系模型.通常而言,一个模糊系统应包括输入量的模糊化、模糊规则库、模糊逻辑推理机、输出量的非模糊化四部分.模糊推理根据模糊规则的条件部分和结论部分的不同形式,有不同类别的推理方法和非模糊化方法.高木-关野(Takagi-Sugeno)模糊系统或称之为Sugeno模糊系统,是一种非线性模型,其优点包括:可用较少的模糊规则表示高度非线性的复杂系统,易于推广到多输入-多输出模糊系统等. Sugeno模糊系统在工程领域应用十分广泛,其模糊规则形如:

$$R^{(l)}: \text{if } x_1 \text{ is } F_{1l}, \dots, x_n \text{ is } F_{nl}, \\ \text{then } y_l = C_{0l} + C_{1l}x_1 + \dots + C_{nl}x_n. \quad (1)$$

其中: $R^{(l)}$ 表示第 l 条模糊规则($l = 1, 2, \dots, m, m$ 为模糊规则数); x_i 为模糊系统的输入($i = 1, 2, \dots, n, n$ 为模糊变量数); F_{il} 为模糊集合,用隶属度函数 $\mu_{F_{il}}(x_i)$ 表示; y_l 为第 l 条模糊规则的输出,由输入变量的线性方程表示,连接权系数 C_{jl} 为实数($j = 0, 1, \dots, n$).

对于一个输入矢量 $X = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n)^T$, Sugeno模糊系统的输出定义为:

$$y = \frac{\sum_{l=1}^m y_l \prod_{i=1}^n \mu_{F_{il}}(x_i)}{\sum_{l=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{F_{il}}(x_i)}, \quad (2)$$

其中: $\mu_{F_{il}}(x_i)$ 是 x_i 对模糊集合 F_{il} 的隶属度, m 为模糊规则数, n 为输入变量数.

尽管模糊推理方法因自身的优势而应用广泛,但模糊推理系统在隶属度函数的选择和优化、模糊规则的确定与学习方面还存在不足.因此,可以将神经

网络与模糊推理相结合,形成神经模糊系统^[7,8],实现集前者的自学习能力与后者的结构性知识表达能力于一体.

典型的多输入单输出Sugeno型神经模糊系统,可将模糊推理中的高斯函数参数和模糊规则的确定等问题,转化为神经网络参数和结构的训练问题,以5层Sugeno型神经模糊系统为例说明工作原理如下.

第1层为输入层,节点数 n 为交通流状态判别指标数,节点输出为输入变量值 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$; 第2层为模糊条件层,节点数 m 对应模糊规则数,节点输入为输入变量值,节点输出为隶属度值 $\xi_l = \prod_{i=1}^n \mu_{F_{il}}(x_i, \sigma_{il}, c_{il})$,若隶属度函数取为高斯函数,则 σ_{il} 为第 l 个神经元中第 i 个高斯函数的宽度, c_{il} 为相应高斯函数的中心;第3层为标准化层,节点输出为 $\phi_l = \xi_l / \sum_{l=1}^m \xi_l$;第4层为模糊决策层,节点输出为 $w_l = y_l * \phi_l$;第5层为去模糊层,节点数为输出变量个数,输出为交通流状态 $y = \sum_{l=1}^m w_l$.

3 基于NFS的交通流状态预测算法(Traffic flow states forecasting algorithm based on NFS)

交通流状态预测的思路是,从多个待定交通流参数中选取交通流状态的判别指标;利用神经模糊系统建立指标与状态间的关系模型,输入样本对神经模糊系统进行训练;通过短时交通流预测方法对指标进行预测,将指标预测值输入训练好的神经模糊系统实现对交通流状态的预测.根据以上交通流状态预测思路,设计基于NFS的交通流状态预测算法如下:

Step 1 根据交通数据采集条件以及交通流参数间的关联关系,从交通流量、平均速度、车流密度、检测器占有率、路段行程时间等参数中,选出 n 个相互独立的交通流状态指标(即输入变量);对 n 组样本交通数据进行异常剔除、归一化等预处理,得到数据规模为 N 的时间序列 $x_i(k) (i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, N)$.

Step 2 根据动态交通管理的需求对交通流状态进行划分,比如分为拥堵、临界、畅通3种状态,或自由流、准自由流、临界流、拥挤流、阻塞流5种状态等,依据专家经验对已有样本交通视频进行状态判别,得到交通流状态时间序列 $y(k)$ (即输出变量).

Step 3 设定输入变量、输出变量对应的模糊集及其隶属度函数,给出从输入到输出的 m 条模糊规则,建立具有5层结构的Sugeno型神经模糊系统,第1层节点数为 n ,第2,3,4层节点数皆为 $n \cdot m$,第5层

节点数为 1.

Step 4 以 $[(x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)), y(k)]$ 为样本对, 采用误差反向传播算法进行系统训练, 用以优化隶属度函数即高斯函数的宽度值、中心值以及连接权系数.

Step 5 对时间序列 $x_i(k)$ 进行可预测性分析^[9], 根据时间序列的动力学特性相应地选取确定性、混沌或随机性预测方法, 对时间序列进行 1 步预测, 得到预测值 $\hat{x}_i(k+1)$, 并将其输入神经模糊系统得到路段交通流状态的第 1 步预测值 $\hat{y}(k+1)$.

Step 6 利用新息数据更新训练样本, 返回 Step 4 继续训练神经模糊系统, 实现对交通流状态跨度为 τ 步的滚动式预测.

算法采用历史样本数据对神经模糊系统进行离线训练, 借助训练好的系统进行下一周期的交通流状态在线预测, 有助于满足城市动态交通管理对交通流状态预测的实时性要求.

4 仿真实验(Simulation)

利用 Vissim 仿真软件建立如图 1 所示的仿真道路, 选取图中第 1, 2, 3 号检测器所在的 3 个单向三车道路段作为交通流状态研究对象. 车流方向沿第 1 号、2 号检测器至 3 号检测器, 路段 1 为交叉口上游路段, 属于次干道且车流受交通灯控制, 交通状态具有明显的拥塞特征; 路段 2 为主干道中段, 受交通灯和交通生成规律的影响, 交通状态富于变化; 路段 3 为交叉口下游路段, 车流密度较小车流顺畅.

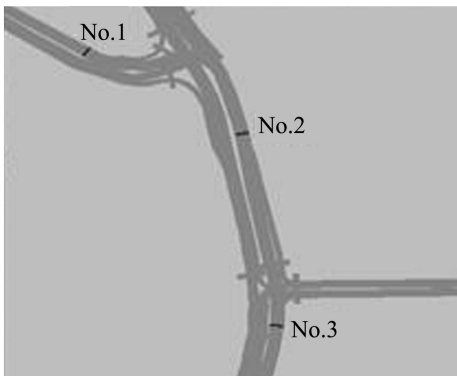


图 1 仿真路网

Fig. 1 Road network for simulation

以 60 s 为统计间隔仿真 1 h, 得到 3 个检测点的地点平均速度、断面流量、检测器占有率数据共 180 条. 经相关性分析后以速度和流量作为路段交通流状态判别指标, 将“速度”划分为“慢”、“中”、“快” 3 个模糊子集, 以高斯函数作为隶属度函数, 中心分别为 0, 25, 50, 宽度皆为 10.61; 将“流量”划分为“大”、“中”、“小”, 以高斯函数作为隶属度函数, 中心分别为 0, 40, 80, 宽度皆为 16.98; 将系统输

出“状态”划分为“拥塞”、“临界”、“畅通”, 隶属度函数为常量, -1 表征拥塞、0 表征临界、1 表征畅通.

制定如表 1 所示的 9 条推理规则, 并建立双输入单输出的 Sugeno 型神经模糊系统, 利用 3 个检测点的共 150 个样本数据对系统进行训练; 训练后系统输入“速度”的隶属度函数中心分别调整为 7.28, 24.98, 42.5, 相应的宽度为 7.83, 7.62, 7.82, 而“流量”的隶属度函数中心分别调整为 8.01, 39.84, 71.99, 相应的宽度为 13.60, 13.58, 13.60.

表 1 模糊推理规则

Table 1 Fuzzy inference rules

规则	前件	后件
1	速度慢且流量大	状态为拥塞
2	速度慢且流量中	状态为拥塞
3	速度慢且流量小	状态为拥塞
4	速度中且流量大	状态为临界
5	速度中且流量中	状态为临界
6	速度中且流量小	状态为临界
7	速度快且流量大	状态为临界
8	速度快且流量中	状态为畅通
9	速度快且流量小	状态为畅通

由于仿真数据统计间隔为 60 s, 速度及流量的样本数据具有较明显的随机性, 故对近几期历史数据进行加权平均, 以实现速度、流量时间序列的单步预测, 并利用新息数据逐步滚动实现 30 次单步预测, 得到的速度、流量预测值如图 2, 3 所示.

以速度、流量预测值作为神经模糊系统的输入样本, 得到交通流状态预测值如图 4 所示. 若系统输出大于等于 0.5 表征畅通, 小于 0.5 而大于等于 0 表征临界, 否则表征拥塞. 经仿真实验比较, 选用一般的模糊推理系统进行状态单步预测准确率可达 73.33%, 而采用 Sugeno 型神经模糊系统的状态单步预测准确率达 90.0%.

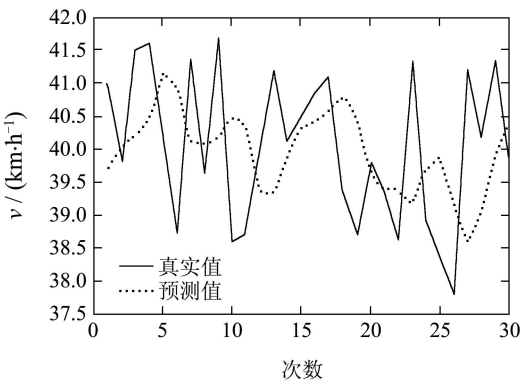


图 2 速度预测值

Fig. 2 Forecasting results of speed

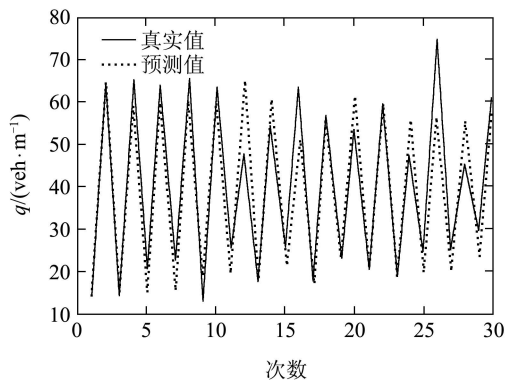


图3 流量预测值

Fig. 3 Forecasting results of volume

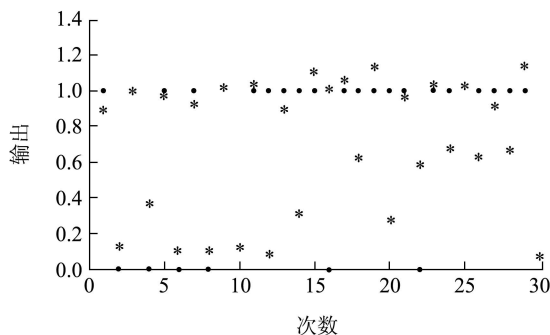


图4 交通流状态预测结果

Fig. 4 Forecasting results of traffic flow states

5 结论(Conclusions)

1) 交通流状态具有外延不明确的模糊信息特征, 因此可采用神经模糊系统进行交通流状态预测, 利用神经网络对交通流状态模糊推理系统的隶属度函数及模糊规则进行优化, 从而提高交通流状态的预测效果.

2) 设计了基于神经模糊系统的交通流状态预测算法, 仿真实验表明, 具有5层结构的Sugeno型神经模糊系统通过优化隶属度函数以及连接权系数, 具有比常规模糊推理系统更好的交通流状态预测性能.

3) 由于受交通流参数预测精度和算法特性的制约, 交通流状态预测准确率将随连续预测步数的增加而下降, 本文仿真实验属于单步状态预测故其准确率可达90%. 在实际动态交通管理应用中, 建议采取滚动式短期交通流状态预测策略, 以避免预测准确率过低.

参考文献(References):

- [1] WANG Y, COPPOLA P, TZIMITSI A, et al. Large-scale field testing of real-time freeway network traffic state estimator in south Italy[C] // *Proceedings of the 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. Beijing, China: [s.n.], 2008, 10: 395 – 401.
- [2] 姜桂艳, 江龙晖, 王江峰. 城市快速路交通拥挤识别方法[J]. *交通运输工程学报*, 2006, 6(3): 87 – 91.
(JIANG Guiyan, GANG Longhui, WANG Jiangfeng. Traffic congestion identification method of urban expressway[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2006, 6(3): 87 – 91.)
- [3] 王力, 范耀祖, 张海. 基于探测车技术和多级模糊模式识别的道路交通状态评价方法[J]. *公路交通科技*, 2007, 24(9): 92 – 95.
(WANG Li, FAN Yaozu, ZHANG Hai. A new traffic state evaluation approach based on probe vehicle and multi-classification fuzzy pattern recognition[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2007, 24(9): 92 – 95.)
- [4] KONG Q J, LI Z P, CHEN Y K, et al. An approach to urban traffic state estimation by fusing multisource information[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2009, 10(3): 499 – 511.
- [5] FU H, XU J M, XU L H. Traffic chaos and its prediction based on a nonlinear car-following model[J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2005, 3(3): 302 – 307. 6
- [6] 张毅媚, 黄进堂. 基于模糊数学的交通拥挤评价指标[J]. *华中科技大学学报(城市科学版)*, 2008, 25(1): 65 – 68.
(ZHANG Yimei, HUANG Jintang. Evaluation index for traffic congestion based on fuzzy mathematics[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Urban Science)*, 2008, 25(1): 65 – 68.)
- [7] 张凯, 钱锋, 刘漫丹. 模糊神经网络技术综述[J]. *信息与控制*, 2003, 32(5): 431 – 435.
(ZHANG Kai, QIAN Feng, LIU Mandan. A survey on fuzzy neural network technology[J]. *Information and Control*, 2003, 32(5): 431 – 435.)
- [8] 李佳宁, 易建强, 赵冬斌, 等. 一种新的基于神经模糊推理网络的复杂系统模糊辨识方法[J]. *自动化学报*, 2006, 32(5): 695 – 703.
(LI Jianing, YI Jianqiang, ZHAO Dongbin, et al. A new fuzzy identification approach for complex systems based on neural-fuzzy inference network[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2006, 32(5): 695 – 703.)
- [9] 黄中祥, 王正武, 况爱武. 短期交通流可预测性分析与比较[J]. *土木工程学报*, 2004, 37(2): 101 – 104.
(HUANG Zhongxiang, WANG Zhengwu, KUANG Aiwu. Analysis and comparison on the forecastability for short-term traffic flow[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2004, 37(2): 101 – 104.)

作者简介:

傅 惠 (1981—), 男, 博士, 副教授, 目前研究方向为智能交通与应急物流优化, E-mail: fuhu@gdut.edu.cn;

许伦辉 (1965—), 男, 博士, 教授, 目前研究方向为智能交通与智能控制, E-mail: lhxu@scut.edu.cn;

胡 刚 (1964—), 男, 博士, 教授, 目前研究方向为智能交通与智能控制, E-mail: hg@gdut.edu.cn;

王 勇 (1968—), 男, 博士, 副教授, 目前研究方向为网络监控与智能决策支持系统, E-mail: wy_victor@126.com.