

# 基于小波模糊神经网络的实时交通流预测<sup>①</sup>

邵俊倩

(绥化学院 信息工程学院, 绥化 152061)

**摘要:** 实时交通流预测是智能运输系统研究的重要内容之一。本文将小波分析的相关知识与模糊神经网络相结合, 给出了基于小波模糊神经网络的交通流预测模型, 采用小波函数作为模糊隶属度函数, 用神经网络来实现模糊推理, 完成对下一个周期性交通流的估计。同时, 用遗传算法来优化整个网络, 实测数据验证这种方法预测精度高, 收敛过程平稳, 适应性强。

**关键词:** 小波模糊神经网络; 交通流; 预测; 遗传算法

## Study of Real-Time Traffic Flow Prediction Based on Wavelet Fuzzy Neural Networks

SHAO Jun-Qian

(College of Information Engineering, Suihua University, Suihua 152061, China)

**Abstract:** Real-time traffic flow prediction is one of important contents of intelligent transportation system research. Combined with the related knowledge of wavelet analysis and fuzzy neural networks, this paper gives the traffic flow forecasting model based on wavelet fuzzy neural networks. It takes wavelet function as fuzzy membership function, uses neural networks to realize fuzzy reasoning, and finishes the estimation of next cyclical traffic flow. Simultaneously the genetic algorithm is used to optimize the overall network. After the field data test, this method has high forecasting precision, stable convergence process, strong adaptability.

**Key words:** wavelet fuzzy neural network; traffic flow; prediction; genetic algorithm

随着现代化城市的不断发展, 城市交通量急剧增长, 交通问题已经成为世界性的难题, 交通阻塞的现象随处可见, 严重的交通拥挤造成了重大的经济损失。根据《2010 中国新型城市化报告》, 我国 50 个主要城市中, 有 17 个城市上班途中花费的时间平均大于半小时, 因交通拥堵和管理上存在的问题, 北京、上海和广州等地每天损失近 10 亿<sup>[1]</sup>。智能化交通系统 (Intelligent Transport Systems, 简称 ITS) 通过应用信息、通信和控制技术, 将人、车、路等交通因素加以统一考虑, 最大限度提高交通网络效率, 解决交通拥挤的最有效手段。通过发展和应用 ITS 技术, 能够使道路交通更快捷、更安全、更具有高质量和高效率。

ITS 研究的热门核心课题是交通控制与诱导系统, 而实现交通流诱导系统的关键问题是实时准确的交通

流量预测, 即如何有效地利用实时交通数据信息去滚动预测未来几分钟内的交通状况。随着短时交通流量预测研究的深入, 人们提出了一批复杂的、精度更高的预测方法。从表现形式上分, 可将它们分成基于确定的数学模型的方法和无模型算法两大类<sup>[2]</sup>。前者包括多元回归模型、ARIMA 模型、自适应权重联合模型、Kalman 滤波模型、基准函数—指数平滑模型、UTCS-2(3) 模型以及由这些模型构成的各种组合预测模型等; 后者则包括非参数回归、KARIMA 算法、谱分析法<sup>[3]</sup>、状态空间重构模型、模糊神经网络<sup>[4]</sup>、小波神经网络<sup>[5-6]</sup>、基于多维分形的方法、基于小波分解与重构的方法<sup>[7]</sup>和多种与神经网络相关的复合预测模型等。

小波分析是一种在时域和频域同时具有良好的局部化特性的分析方法, 其在刻画非线性、非平稳信号

<sup>①</sup> 基金项目: 绥化学院科学技术研究项目(K1401012); 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12533077)

收稿时间: 2015-11-19; 收到修改稿时间: 2015-12-28 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005258]

方面具有明显的优越性。模糊逻辑对数据的连续性和准确性要求不高,并且允许噪声的存在,鲁棒性好,引起了许多专家学者的重视。神经网络作为对复杂非线性系统的逼近器,具有自学习、自组织及泛化能力,在预测领域显示了很大的优势。但是,小波分析、模糊逻辑和神经网络理论也有各自的局限,为了克服各自的不足,有专家学者将小波分析、模糊逻辑和神经网络相结合构造小波模糊神经网络(WFNN-Wavelet Fuzzy Neural Network)模型。WFNN模型不仅保留了小波分析的多分辨率分析的能力,同时还具有高精度逼近能力和很强的泛化能力,可被用于函数逼近、预测、系统辨识及控制等领域。因此,本文基于小波模糊神经网络理论构建交通流预测模型,使用小波基函数作为模糊隶属度函数。在参数优化方面,传统的WFNN模型在参数优化过程中通常采用的是梯度下降法,其固定的梯度变化方向限制了参数优化的方向,很难满足城市交通流量的随机和不确定特性,而且容易陷入局部极小和引起振荡效应。遗传算法是模拟自然界遗传机制和生物进化论而形成的一种并行随机搜索最优化方法,具有较强鲁棒性,适合大规模复杂问题的优化,更符合交通流高度复杂性、随机性和不确定性的特点,用它来完成网络参数的优化,能较好的克服梯度下降法的缺点,达到更高的预测精度要求。实测数据验证这种方法预测精度高,收敛过程平稳,适应性强。

### 1 基于WFNN的交通流预测模型

由于不同道路交通状况存在差异,在交通流预测中,不能简单地选取相关路段前几个连续时段的交通流数据来进行预测,为提高预测精度,需要对不同路段、不同时段的数据进行相关性分析,而这些交通流量具有时变及非线性特性,很难给出较精确的解析表达式,因此,本文把小波分析、模糊逻辑和神经网络有机的结合起来,采用WFNN理论建立预测模型,用于交通流的预测分析。

WFNN模型分为四层,其结构图如图1所示。网络的输入有3个神经元,选择与预测路段相关性强的不同路段、不同时段的数据作为小波模糊神经网络的输入,某路段在 $t + \tau$ 时段的预测流量可表示为

$$Q(t + \tau) = F(\{Q_u(t - k_1\tau)\}, \{Q_d(t - k_2\tau)\}, \{Q_u(t - k_3\tau)\}) \quad (1)$$

式中 $F$ 表示一种非线性函数关系; $\tau$ 为一个计时时段; $Q_u, Q_d$ 分别为上、下游路段的交通流量; $k_1, k_2, k_3$ 取不小于零的整数,通过测量数据的相关性分析确定。而输出的节点数为1,即 $t + \tau$ 时段的预测流量 $Q(t + \tau)$ 。

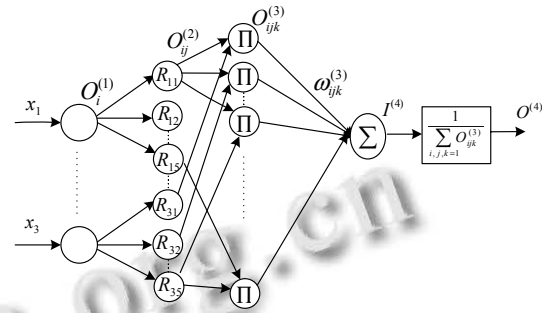


图1 小波模糊神经网络结构图

第一层为输入层,有3个神经元,分别为历史的交通流 $Q(t - k_1\tau), Q_d(t - k_2\tau), Q_u(t - k_3\tau)$ ,本层的输入和输出的关系为:

$$O_i^{(1)} = I_i^{(1)} = x_i = \begin{cases} Q(t - k_1\tau), i = 1 \\ Q_d(t - k_2\tau), i = 2 \\ Q_u(t - k_3\tau), i = 3 \end{cases} \quad (2)$$

第二层为模糊化层,即对输入向量进行模糊化。每个输入向量划分为5个模糊词集。选取墨西哥草帽小波函数做为模糊隶属度函数,即

$$\varphi(x) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (1 - x^2) \cdot \exp(-\frac{x^2}{2}) \quad (3)$$

输入 $x_i$ 对应第 $j$ 个模糊语言变量的隶属关系为

$$R_{ij}(x_i) = \varphi_{a_j, b_j}(x_i) = \varphi\left(\frac{x_i - b_j}{a_j}\right) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} \left[1 - \left(\frac{x_i - b_j}{a_j}\right)^2\right] \cdot \exp\left[-\frac{(x_i - b_j)^2}{2a_j^2}\right] \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, 3, j = 1, 2, 3, 4, 5$ ,  $a_j$ 和 $b_j$ 分别是伸缩因子和平移因子,本层的输入和输出之间的关系为

$$I_{ij}^{(2)} = O_i^{(1)} \quad (5)$$

$$O_{ij}^{(2)} = R_{ij}(I_{ij}^{(2)}) = R_{ij}(O_i^{(1)}) \quad (i = 1, 2, 3, j = 1, 2, 3, 4, 5) \quad (6)$$

第三层为模糊推理层,完成模糊规则的模糊操作,用乘法代替取极小运算,其输入和输出之间的关系为

$$O_{ijk}^{(3)} = I_{ijk}^{(3)} = O_{i1}^{(2)} \cdot O_{2j}^{(2)} \cdot O_{3k}^{(2)} \quad (i, j, k = 1, 2, 3, 4, 5) \quad (7)$$

第四层为输出层,实现去模糊化的功能,其输入和输出之间的关系为

$$I^{(4)} = \sum_{i,j,k=1}^5 O_{ijk}^{(3)} \cdot \omega_{ijk}^{(3)} \quad (8)$$

$$Q(t+\tau) = O^{(4)} = \frac{I^{(4)}}{\sum_{i,j,k=1}^5 O_{ijk}^{(3)}} \quad (9)$$

其中  $\omega_{ijk}^{(3)}$  是网络的连接权重,  $Q(t+\tau)$  为网络的输出, 即预测流量。

## 2 基于遗传算法的网络优化

为了提高遗传算法进化的速度, 城市路网任意两点之间的运行路径及时间都已经离线计算完成, 并且按运行时间进行排序和编号, 以方便确定随机分配导航路径的范围<sup>[8]</sup>。根据上游路段的交通流量  $Q_u(t-k_3\tau)$ 、下游路段的交通流量  $Q_d(t-k_2\tau)$  及过去时段的预测流量  $Q(t-k_1\tau)$  来预测  $t+\tau$  时段的预测流量。

### 2.1 目标函数的确定与计算

目标函数的确定具体分 6 个步骤来完成。

步骤 1: 在给定的值域范围内(根据交通流数据和道路通行能力确定) 随机分配路段  $r$  上向交叉口  $c$  运行的交通流量  $Q(t-k_1\tau)$ ;

步骤 2: 根据车辆在路段  $r$  上向交叉口  $c$  运行速度  $V(t)$  计算车辆在该路段上的运行时间  $t$ ;

步骤 3: 根据交通流分布和绿信比  $\lambda$ , 确定交叉口延误  $d_i$ ;

步骤 4: 根据运行时间  $t$  和交叉口延误  $d_i$ , 计算车辆在各个路段上的时刻分布  $r_n$ ;

步骤 5: 根据  $r_n$  计算路段  $r+1$  和  $r-1$  的交通流  $Q_u(t-k_3\tau)$  和  $Q_d(t-k_2\tau)$ ;

步骤 6: 计算内部遗传算法的目标函数, 即

$$\min \sum_{m=1}^4 \sum_{n=1}^3 [Q_{jk}(t-k_1\tau) + Q_{dm}(t-k_2\tau) - Q_{um}(t-k_3\tau)]$$

重复步骤 1~6, 产生指定规模的种群。对目标函数值从大到小排序, 得出个体的适应度, 进行选择、交叉和变异遗传操作。

### 2.2 选择

选择是遗传算法的关键, 体现了自然界适者生存的思想。定义个体的适应度函数为

$$f = \frac{1}{MSE}$$

式中  $MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i^d - y_i)^2$  为系统方差,  $N$  为种群大小。

适应度函数值越大, 表示该个体的适应性越好, 则个体被遗传到下一代的概率也越大; 反之, 适应度函数值越小, 该个体被遗传到下一代的概率也越小, 甚至

被淘汰<sup>[9]</sup>。

## 2.3 交叉与变异

交叉和变异是遗传算法中最重要的两个遗传算子, 可以把优良的信息传到下一代。在遗传算法的寻优过程中, 由于随机产生的初期群体具有多样性, 为了提高收敛速度, 交叉概率应比较大, 而变异概率则应较小; 随着寻优过程的进行, 为了避免初期收敛, 应减小交叉的概率, 同时增大变异概率, 以保证群体的多样性<sup>[10]</sup>。对于交叉和变异产生的新个体, 按照步骤 2~6 重新计算目标函数值。通过若干次遗传进化, 直至目标函数值趋于 0, 最终得到交通流运作分布的结果。

## 3 实例分析

绥化市北林区的中直北路是一条重要的南北交通主干线, 本文对中直北路民和街到中兴东大街的交通流进行数据采集。采集的时间是 7:00-19:00, 采样周期是 10min, 一周的时间。共整理得到 497 组数据, 随机抽取 400 组用于训练, 剩余的 97 组用于测试。为了便于比较, 实验中分别用常规的 BP 网络和 WFNN 模型对采集的交通流数据进行训练和预测。对于 WFNN 模型用上面的遗传算法来进行网络结构的优化, 图 2 和图 3 分别为常规的 BP 网络与 WFNN 预测模型某次训练的预测交通流量和实际交通流量曲线, 其中实线表示实际交通流量, 虚线表示预测流量。实验结果表明, 常规的 BP 网络和 WFNN 相应的预测平均绝对值误差分别为 6.71% 和 4.67%。显然, WFNN 模型的预测精度明显优于常规的 BP 网络。

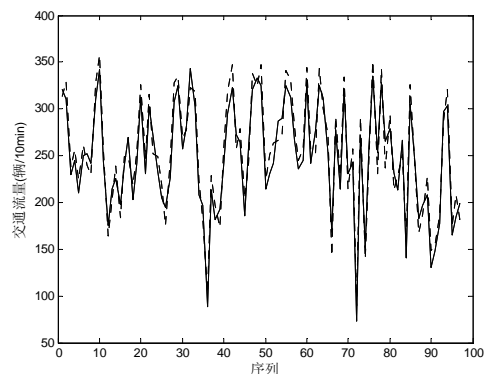


图 2 BP 网络交通流量预测曲线

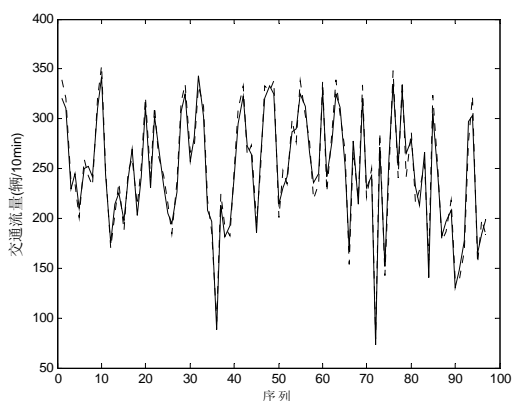


图3 WFNN模型交通流量预测曲线

#### 4 结语

本文结合交通流预测的特点,提出了一种基于小波模糊神经网络的交通流预测方法,分析了神经网络、模糊逻辑和小波基函数的优势与不足,给出了基于WFNN模型的实时交通流预测模型.实验结果表明,WFNN模型在其收敛性和对交通流的预测精度方面明显优于常规的BP网络,对实时交通流的预测有着良好的应用前景.

#### 参考文献

1 朱风华.智能交通系统发展研究.中国自动化学会.2010-2011控制科学与工程学科发展报告.北京:中国科学技术出版社,2011:126-131.

2 贺国光,李宇,马寿峰.基于数学模型的短时交通流预测方法探讨.系统工程理论与实践,2000,20(12):51-56.

- 3 Tchakian TT, Basu B. Real-time traffic flow forecasting using spectral analysis. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 519-526.
- 4 Quek C, Pasquier M, BBS Lim. Pop-traffic: A novel fuzzy neural approach to road traffic analysis and prediction. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(2): 133-146.
- 5 杨立才,贾磊,何立琴,孔庆杰.基于混沌小波网络的交通流预测算法研究.山东大学学报(工学版),2005,35(2):46-49.
- 6 李婧瑜,李歧强,侯海燕,杨立才.基于遗传算法的小波神经网络交通流预测.山东大学学报(工版),2007,37(2):109-112.
- 7 杨芳明,朱顺应.基于小波的短时交通流预测.重庆交通学院学报,2006,25(3):99-102.
- 8 周永华.交通流预测控制机制与方法.中国公路学报,2007,20(1):107-111.
- 9 蔡磊,戴革林,陆廷金,袁冬根.模糊小波神经网络控制器在隧进殉爆控制系统中的应用.电光与控制,2009,16(1):59-62.
- 10 安治永,李应红,吴利容.基于混沌遗传算法的飞机高原滑跃起飞跑道优化设计.电光与控制,2006,13(4):52-56.