

# 分段学习的双隐层 BPNN 对交通流量预测的研究

毛玉明<sup>1,2</sup>, 王英龙<sup>3</sup>, 张立东<sup>3</sup>

MAO Yu-ming<sup>1,2</sup>, WANG Ying-long<sup>2</sup>, ZHANG Li-dong<sup>2</sup>

1. 山东轻工业学院 信息科学与技术学院, 济南 250353

2. 山东交通学院 信息工程系, 济南 250023

3. 山东省计算中心, 济南 250014

1. School of Information Science and Technology, Shandong Institute of Light Industry, Ji'nan 250353, China

2. Department of Information Engineering, Shandong Jiaotong University, Ji'nan 250023, China

3. Shandong Computer Science Center, Ji'nan 250014, China

E-mail: maoym@keylab.net

MAO Yu-ming, WANG Ying-long, ZHANG Li-dong. Research on method of subsection learning of double-layers BP neural network in prediction of traffic volume. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(13): 203-205.

**Abstract:** ITS is effective on solving the problem of traffic jam in cities. Prediction of traffic volume is the key technology in ITS. BP Neural Network is universally used in prediction of traffic volume. This study aims at advancing BP Neural Network's precision in prediction of traffic flow. The method of prediction of traffic volume is based on the subsection learning of double-layers BP Neural Network. The study used the improved method to predict the traffic volume of Jingshi Road Jinan City, then compared the results made by subsection-learning method and made by common method. Using subsection-learning method, the average relative tolerance is decreased by 2.52%. The improved BP neural network can be used for prediction of traffic volume.

**Key words:** ITS; double-layers BP neural network; traffic volume

**摘要:** 智能交通系统可有效解决城市道路的拥挤, 交通流量的预测是智能交通系统的关键技术之一。在各种预测方法中, BP神经网络的应用最普遍, 并取得了许多成果。为了进一步提高 BP 神经网络的预测精度, 采用了基于分段学习的双隐层 BP 神经网络对济南市经十路的交通流量进行了预测, 并与相同结构未使用分段学习方法的 BP 神经网络预测所得结果进行了比较。实验数据显示采用分段学习的方法比未采用该方法的所得结果平均相对误差减少了 2.52%。因此分段学习的双隐层 BP 神经网络可应用于预测道路交通流量。

**关键词:** 智能交通系统; 双隐层 BP 神经网络; 交通流量

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.13.063 文章编号: 1002-8331(2008)13-0203-03 文献标识码: A 中图分类号: TP183

## 1 引言

随着我国经济的高速腾飞发展, 交通运输的地位越来越重要。国民经济与交通事业的发展息息相关。随着车辆的增加, 城市交通拥挤、交通事故率上升、交通效率不高、空气污染严重和行车安全性降低等问题越来越突出。由于城市的道路建设的局限性, 所以越来越多的城市开始发展智能交通运输系统。智能交通运输系统(Intelligent Transportation Systems, 简称 ITS)就是通过对关键基础理论模型的研究, 从而将信息技术、通讯技术、电子控制技术和系统集成技术等有效地应用于交通运输系统, 从而建立起大范围内发挥作用的实时、准确、高效的交通运输管理系统。

交通流量的预测在 ITS 中占有重要的地位, 是 ITS 的基础组成部分。如交通流诱导系统就是建立在交通流量的预测技术上的。较早期的交通流量预测方法主要有自回归模型、自回归滑动平均模型、历史平均模型和滑动平均模型等。这些线性预测模型具有实时更新数据容易、计算相对简便的优点。但是这

些模型对交通流不确定性与非线性考虑不足, 无法解决随机干扰因素对交通流量的影响, 所以导致预测时间间隔越短, 模型的预测精度越低。

现在又出现了一些精度更高的预测方法, 其中把神经网络应用于交通流量的预测取得了许多成果。多层前向反馈式神经网络是目前应用比较广泛的神经网络, 其中 BP 算法是应用最多的多层前向反馈式神经网络训练算法。本文将采用一种优化型的 BP 神经网络对济南市经十路段进行交通流量进行预测。

## 2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前馈型神经网络, 它的神经元传递函数是 S 型函数, 可以实现从输入到输出的任意非线性映射, 其权值的调整采用反向传播学习算法。当前, 人工神经网络的实际应用中, 大部分都采用 BP 神经网络及其变化形式, 是前向网络的核心, 体现了人工神经网络的精华。BP 神经网络主要应用于模式识别、函数逼近、数据压缩等领域。

BP神经网络是一种多层网络,分为输入层、隐层和输出层。每层之间采用全连接方式,同一层单元之间不存在相互连通的情况。一个基本的神经元有 $n$ 个输入,每个输入通过一个适当的权值 $W$ 和下一层相连,BP网络每一层权值可通过学习来调节,学习过程是由模式的正向传播和误差反向传播所构成,正向传播时,数据经隐层处理并传给输出层;如果输出值不是所期望的输出,将期望值与输出值之间的误差沿原来的联接通路返回,即反向传播;修改各层神经元的权值 $W$ 减少误差,然后再进入正向传播过程,如此循环计算,直至误差小于设定值为止。下面给出基本BP神经网络的简单推导过程。

设三层BP神经网络,输入节点 $x_i$ ,隐层节点 $y_j$ ,输出节点 $m_i$ ,输入节点与隐层节点的权值为 $w_{ij}$ ,隐层节点与输出节点的权值为 $v_{jl}$ 。

单个神经元的输出表达式为:

$$a=f(wx+pb) \quad (1)$$

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

$f$ 是表示输入/输出关系的传递函数。

隐层节点的输出:

$$y_j=f\left(\sum_i w_{ij}-\theta_j\right) \quad (3)$$

输出节点的输出:

$$m_i=f\left(\sum_j v_{jl}y_j-\theta_l\right) \quad (4)$$

设一个BP神经网络有 $K$ 层,每层分别有 $(m_1, m_2, \dots, m_k)$ 个神经元,给定 $H$ 个训练集 $(x_i, y_i)$ ,对于给定的任意初始权值,每个训练样本网络训练误差为:

$$E_k=\frac{1}{2} \sum_{k=1}^k \sum_{j=1}^{n_l} (t_{jl}-y_{jl})^2 \quad (5)$$

$t_{jl}$ 为期望输出值, $y_{jl}$ 为实际输出值。总误差为:

$$E=\frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N E_k \quad (6)$$

BP神经网络不断修正网络中的权值,直至总误差降低到可接受范围,权值修正量如下:

$$\Delta w_{ij}=-\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+\Delta w_{ij} \quad (8)$$

$$\Delta v_{jl}=-\eta \frac{\partial E}{\partial v_{jl}} \quad (9)$$

$$v_{jl}(t+1)=v_{jl}(t)+\Delta v_{jl} \quad (10)$$

式中 $\eta$ 为学习速率

BP算法收敛速度慢,在实际应用中主要采用改进算法,一种是采用启发式学习算法,如:有动量的梯度下降法、有自适应 $lr$ 的梯度下降法等。另一种是基于数值最优化理论的训练算法,如:共轭梯度法、高斯-牛顿法等。它们都可以达到很好的收敛速度。

### 3 问题概述及BP神经网络设计

#### 3.1 问题概述

实时动态交通流量,即任意短的时间段内的真实交通流量。实施交通管理与控制首先应对交通流量进行预测,在管理方案的确定与信号配时的优化方面实时动态交通流量预测数据是最重要的参考数据。虽然车辆的到达具有随机性,但是某

一路段的交通流量与前几个时段的交通流量和上、下游路段的交通状况有着必然联系,所以可以建立时间序列预测模型,根据当前时刻和之前若干历史时刻的交通流量数据来预测下一时刻的交通流量。

预测某一方向上某个路段的下一时刻交通流量,考虑到交通流的特性,采用被研究路段当前时间段、前 $n$ 个时间段交通流量和前一相邻路段当前时间段交通流量来对未来时间段交通流量进行预测。设 $V_i(t)(t=1, 2, 3, \dots, n)$ 为上行(或下行)路段 $i$ 在 $t$ 时刻的交通流量, $V_{(i-1)}(t)$ 为路段 $i$ 前一相邻路段 $t$ 时刻的交通流量。将 $V_i(t), V_i(t-1), V_i(t-2), \dots, V_i(t-n)$ 和 $V_{(i-1)}(t)$ 作为第 $t$ 个输入样本, $V_i(t+1)$ 作为第 $t$ 个样本输出。

#### 3.2 BP神经网络设计

首先,单隐层的BP网络可以实现输入到输出的任意映射,但是预测模型的预测精度不高。本文采用分段学习的双隐层BP神经网络结构来预测交通流量。由于输入和输出神经元个数是已知的,需要确定的是隐层的神经元数,通过试差法确定第一、二隐层神经元数目分别为6和4。

其次,由于BP神经网络的传递函数的特性,采用等比变换,使BP神经网络的输入和输出限制在 $(0, 1)$ 内,这样可以提高预测的精度。

然后,初始权值可通过随机数来实现;学习因子 $\eta$ 决定了权值改变的速度,一个好的学习因子的初始值在 $0.1 \sim 0.6$ 之间,取 $\eta=0.2$ ;动量因子减少了学习过程的震荡趋势,从而改善了收敛性。动量因子取 $\alpha=0.9$ 。

### 4 BP神经网络的应用

本文利用济南市经十路中段济南泉城公园至历山路路口的交通流数据进行交通流量预测。共设置了三个交通流量观测点(图1),从2007年6月25日到2007年6月29日连续进行了5天的观测,交通流量数据为每15分钟一组,共960组。由于主要预测白天交通高峰的交通流量,所以选取6月27日至6月29日每天自6点开始53个时间段内的上行(从西到东)数据,三个观测点共477组数据,首先采用分段学习的方法来预测观测点3的交通流量。

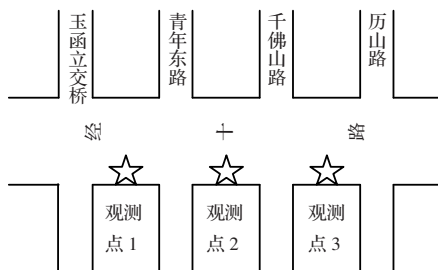


图1 观测点示意图

采用预测点预测时段( $t+1$ 时段)之前5个时段的观测数据作为神经网络的前5个输入,并用上游相邻两路段的前一时段( $t$ 时段)观测值作为另两个输入,该观测点前两天 $t$ 时段、 $t+1$ 时段和 $t+2$ 时段3个时段的平均流量值作为神经网络的另一个输入,预测点 $t+1$ 时段的交通流量为输出值。

例如:在测试中预测观测点3上行方向(由西到东)第6个时间段的交通流量,输入量分别是观测点3上行方向第1个至第5个时间段的交通流量、观测点1和观测点2上行方向第5个时间段的交通流量、观测点3前2天上行方向第5至第7个

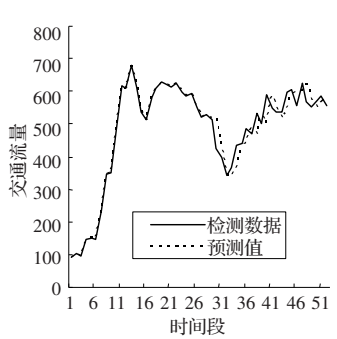


图2 观测点3实测值与预测值对比

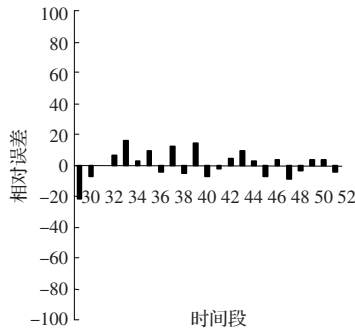


图3 观测点3预测值的相对误差

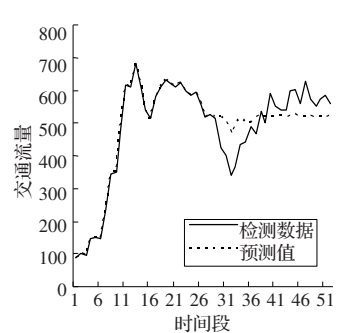


图4 观测点3实测值与预测值对比

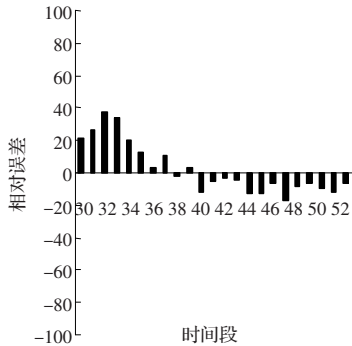


图5 观测点3预测值的相对误差

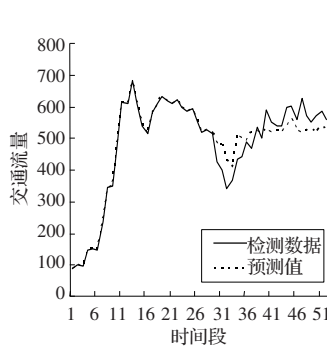


图6 观测点3实测值与预测值对比

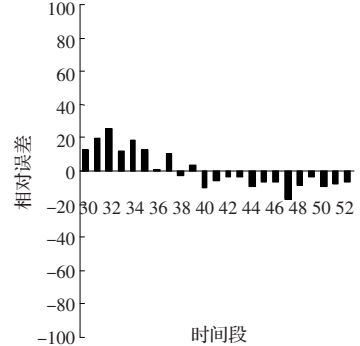


图7 观测点3预测值的相对误差

时间段的交通流量平均值,输出为测点3第6个时间段的预测值。

由上述叙述可知,采用双隐层8个输入,1个输出的BP神经网络,采用BP神经网络,隐层神经元数目采用试差法来确定,第一、二隐层神经元数目分别为6和4,模型采用滚动预测的方法,一个预测点共有上行数据53个,按顺序采取每5个为一组,预测第6个数据,每隔一个时间间隔开始下一期数据的预测。每次取30组数据来进行神经网络的训练,用训练好的神经网络来预测下一个时间间隔的流量数据,然后隔一个时间间隔再取30期数据进行训练来预测这30期数据下一个时间间隔的交通流量。如此循环,共得到33个连续间隔的预测值。

经过训练的神经网络对经十路观测点3上行方向(由西向东方向)36个时段的交通流量进行了预测,预测与实测的结果对比及相对误差分别如图2和图3所示。

为了比较预测的效果,采用传统的预测方法,首先选取6月27日至6月29日上行方向共288组数据,采用双隐层BP神经网络,第一、二隐层神经元数目分别为6和4,采用预测点预测时段( $t+1$ 时段)之前5个时段的观测数据作为神经网络的前5个输入,并用上游相邻两路段的前一时段( $t$ 时段)观测值作为另两个输入,预测点 $t+1$ 时段的交通流量为输出值。其中212组数据用来训练BP神经网络,33组数据用来验证预测模型,观测点3预测与实测的结果对比及相对误差分别如图4和图5所示。

另外选取6月25日到6月29日上行方向共960组数据,同样采用上述传统的预测方法,选取884组数据用于数据,33组数据用来验证预测模型,观测点3预测与实测的结果对比及相对误差分别如图6和图7所示。

### 5 结论

经过实验,发现如果采用上述传统的预测方法直接对这些数据进行训练产生BP神经网络的权值和阈值,因为被逼近的曲线有大量的拐点,所以预测的精度难以达到要求。当用于训练的数据增加时,相对误差有所减少,少量训练数据和大量训练数据所产生的平均相对误差分别12.50%和9.41%。分段学习的双隐层BP神经网络可以有效地预测道路上的交通流量,因为交通流量是一个典型的非线性系统,分段学习的双隐层BP神经网络可以很好地拟合未来时段交通流量、若干时段前交通流量以及上游路段交通流量和同一路段历史交通流量之间的复杂关系,通过与实测值的比较其平均相对误差为6.89%,与传统的预测方法相比预测精度较高,所需要的历史数据量少,处理速度快,可以为交通诱导系统等提供有效、准确的数据。

在预测时,难点是确定各隐层神经元的个数和学习因子 $\eta$ 、动量因子 $\alpha$ 的值。另外在交通流量波动化大的拐点处,预测的误差相对较大,说明因为交通流量的随机性,因此还应进一步考虑其它方面的因素。总之,此预测方法是可行的,有效的。

### 参考文献:

- [1] 杨兆升.智能运输系统概论[M].北京:人民交通出版社,2003.
- [2] 许玮珑,马林才,王巍.BP神经网络在交通流量预测中的应用[J].交通标准化,2006(147):42-45.
- [3] 董长虹.神经网络与应用[M].北京:国防工业出版社,2005.
- [4] 尚宁,覃明贵,王亚琴,等.基于BP神经网络的路口短时交通流量预测方法[J].计算机应用与软件,2006,23(2):32-33.