

基于灰色理论与 BP 神经网络的交通运输量组合预测研究

温胜强, 周鹏飞*, 康海贵

(大连理工大学 土木工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 交通运输量预测是公路规划与管理中的重要问题, 结合灰色理论模型与神经网络的优点, 基于不同的组合预测思想分别建立了加权算术平均组合、加权平方和平均组合及加权比例平均组合预测模型. 利用不同的评价模型对多组数据进行了评价分析研究. 结果表明, 通过选择合适的组合预测模型及参数估计方法并确定最佳的模型参数, 能够有效地提高预测精度.

关键词: 交通量预测; 组合预测; 灰色模型; 神经网络

中图分类号: U491.14 **文献标志码:** A

0 引言

交通运输量的预测方法很多, 早期的预测方法有回归分析法、指数平滑法、马尔可夫分析法、弹性系数法、神经网络模型、灰色预测等. 回归分析法是将要预测的指标看做因变量, 与它密切相关的一些因素看做自变量, 因变量与自变量的关系可能相当复杂, 常用近似的解析形式来描述. 使用回归分析等预测方法要考虑到各种影响因素, 而且要收集大量信息, 计算工作量较大, 建模困难, 特别是有些信息难以量化, 模型参数难以确定; 而使用移动平均、指数平滑等时间序列方法又难以达到较高的精度. 人工神经网络是一种非线性系统, 具有集体运算、自适应学习和识别能力. 同传统的建模技术相比, 用人工神经网络建模来模拟回归预测中因变量与自变量间的关系只需相关系统的参数和合理的学习训练数据, 可以避免回归模型选择的难题. 而灰色预测直接避开了系统模型参数的相互复杂关系, 努力寻找系统本身的内在规律, 通过已知信息来研究和预测未知领域, 从而达到了解整个系统的目的. 但该方法利用累加生成手段和微分方程描述的灰色模型, 对相关因素的影响考虑较少. 由于交通量是一个受多层次、多因素影响的复杂变量, 其往往又含有多种不确定性信息, 为了提高预测效果, 应综合利用各种有用信息, 避免使用单一信息的缺憾, 达到取长补短的目的.

补短的目的, 组合预测(combining forecasting)是进行信息综合的一种有效方法, 通常组合的交通量模型比单一模型具有更高的精度^[1].

组合预测模型已在多个领域得到成功应用, 如港口吞吐量预测^[2]、原油产量预测^[3]、经济指标预测^[4]等. 利用组合预测模型对交通量进行预测研究主要是利用线性加权平均组合方法进行, 通过优化组合权重来优化预测模型, 如灰色模型、神经网络和支持向量机组合预测模型^[5]、灰色模型与回归的组合预测模型^[6,7]等. 而关于模型组合形式的研究还很少, 不同组合预测模型的预测效果是不同的, 因此为了得到最好的组合预测效果, 必须寻求最佳的模型组合形式. 在组合预测领域针对组合形式的研究成果还较少, 本文将在文献[8]关于预测模型组合形式研究的基础上, 采用灰色模型与 BP 神经网络相结合的方式, 建立一种新的公路交通量组合预测模型以达到预测方法的优化.

1 BP 神经网络

神经网络(neural network)是由大量处理单元(神经元)广泛互连而成的网络, 近些年来发展迅猛, 已经在智能控制、模式识别、非线性优化、信号处理等方面取得巨大的成功和进展^[9]. BP 神经网络通常是指基于误差反向传播算法(BP 算法)的多层前向神经网络, BP 算法已经成为目前最为广泛的神经网络学习算法, 据统计已有近 90% 的

神经网络应用是基于 BP 算法的. 该算法采用近似最速下降法,使权值沿均方误差的负梯度方向改变,通过不断修正连接权矩阵来实现对网络的训练^[10,11]. 本文利用 Matlab 软件建立的 BP 神经网络来模拟交通运输量(因变量、输出变量)与其主要影响因素(自变量,输入变量,如人口、人均 GDP 等)的变化关系,假如能知道各个自变量在规划年的值,那么就可以用训练好的神经网络求出规划年因变量的近似预测值.

神经网络模型结构是影响其效果的重要内容,针对区域交通运输量预测问题,通常由于训练样本较少,影响因素采用不多,可采用较简单的三层网络结构,训练消耗和效果较好. 如下文算例中,经过多次试验选取预测水平较高的[2,5,1]的三层网络结构. 由于输入输出变量含义不同,变化幅度相差较大,在网络训练前,利用 Matlab 提供的 *premnmx* 函数将输入和输出序列标准化至[-1,1],其计算公式为

$$q_i = \frac{2(p_i - \min_i\{p_i\})}{\max_i\{p_i\} - \min_i\{p_i\}} - 1$$

式中: p_i 为需要标准化的向量分量; q_i 为标准化后的结果. 网络训练期望误差设为 0.000 001,训练周期(E)为 2 500,学习速率 0.01. 训练函数采用 Matlab 提供的 *trainrp* 函数.

2 灰色系统法(GM(1,1)模型)

灰色预测方法是根据过去及现在已知的或非

$$N = \begin{pmatrix} -\frac{1}{2}(X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)) & -\frac{1}{2}(X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)) & \cdots & -\frac{1}{2}(X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)) \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}^T$$

(4) 原始预测量确定

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = \left(\hat{X}^{(0)}(1) - \frac{m}{a}\right)e^{-ak} + \frac{m}{a}$$

则

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \hat{X}^{(1)}(k+1) - \hat{X}^{(1)}(k) = \hat{X}^{(0)}(k+1)$$

3 组合预测模型的建立

假设该预测问题在某时段的实际值为 $Y(t)$ ($t = 1, 2, \cdots, n$), 对此问题灰色预测模型与 BP 神经网络预测模型的预测值分别为 $\hat{Y}_1(t)$ 、 $\hat{Y}_2(t)$ ($t =$

确知的信息,建立一个从过去引申到将来的 GM 模型,从而确定系统在未来发展变化的趋势,为规划决策提供依据. 预测模型为一阶微分方程和一个变量的灰色模型,记为 GM(1,1)模型. 对于交通量预测可选取历年交通量作为分析数据序列来预测规划期的交通量,其基本过程如下:

(1) 累加生成

X 表示预测区域的交通量,已知历年交通量原始数据序列为

$$X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \cdots, X^{(0)}(n)\}$$

其中 $X^{(0)}(\cdot)$ 表示历年交通量.

对原始数据 $X^{(0)}$ 进行一次累加生成,得到生成序列

$$X^{(1)} = \{X^{(1)}(1), X^{(1)}(2), \cdots, X^{(1)}(n)\}$$

式中: $X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k X^{(0)}(i); k = 1, 2, \cdots, n.$

(2) 构建灰色系统模型

假定 $X^{(1)}$ 具有近似指数变化规律,则白化方程为

$$dX^{(1)}/dt + aX^{(1)} = m$$

(3) 求解参数 a, m

用最小二乘法,解上述白化方程中的参数 a, m ,得

$$(a \quad m)^T = (N^T N)^{-1} N^T M$$

式中

$$M = (X^{(0)}(2) \quad X^{(0)}(3) \quad \cdots \quad X^{(0)}(n))^T$$

$1, 2, \cdots, n$), 相应的加权系数分别为 ω_1 和 ω_2 并满足归一化约束条件($\omega_1 + \omega_2 = 1$)和非负约束条件($\omega_1, \omega_2 \geq 0$). 记组合预测值为 $\hat{Y}(t)$ ($t = 1, 2, \cdots, n$). 显然,希望 $\hat{Y}(t)$ 对群组预测值 $\hat{Y}_j(t)$ ($j = 1, 2$) 越逼近越好. 而不同的逼近指标可得到不同的组合预测模型,这里给出 3 种逼近性能指标.

3.1 加权算术平均组合预测模型

设性能指标为

$$\min J(t) = \sum_{j=1}^2 \omega_j [\hat{Y}(t) - \hat{Y}_j(t)]^2; t = 1, 2, \cdots, n$$

令 $\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{Y}(t)} = 0$, 整理后得到

$$\hat{Y}(t) = \sum_{j=1}^2 \omega_j \hat{Y}_j(t) = \omega_1 \hat{Y}_1(t) + \omega_2 \hat{Y}_2(t);$$
$$t = 1, 2, \dots, n$$

3.2 加权平方和平均组合预测模型

设性能指标为

$$\min J(t) = \sum_{j=1}^2 \omega_j [\hat{Y}^2(t) - \hat{Y}_j^2(t)]^2;$$
$$t = 1, 2, \dots, n$$

令 $\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{Y}(t)} = 0$, 整理后得到

$$\hat{Y}(t) = \sqrt{\omega_1 \hat{Y}_1^2(t) + \omega_2 \hat{Y}_2^2(t)}; t = 1, 2, \dots, n$$

3.3 加权比例平均组合预测模型

设性能指标为

$$\min J(t) = \sum_{j=1}^2 \omega_j \left[1 - \frac{\hat{Y}_j(t)}{\hat{Y}(t)} \right]^2; t = 1, 2, \dots, n$$

令 $\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{Y}(t)} = 0$, 整理后得到

$$\hat{Y}(t) = \frac{\sum_{j=1}^2 \omega_j (\hat{Y}_j(t))^2}{\sum_{j=1}^2 \omega_j \hat{Y}_j(t)} =$$
$$\frac{\omega_1 (\hat{Y}_1(t))^2 + \omega_2 (\hat{Y}_2(t))^2}{\omega_1 \hat{Y}_1(t) + \omega_2 \hat{Y}_2(t)};$$
$$t = 1, 2, \dots, n$$

3.4 权重系数的确定

模型中 $\hat{Y}_1(t)$ 和 $\hat{Y}_2(t)$ 都为确定量, 利用预测值与实际值越逼近越好的原则, 建立二次规划模型来确定 ω_1 和 ω_2 .

$$\min J'(t) = \sum_{t=1}^n [Y(t) - \hat{Y}(t)]^2$$

s. t.
$$\sum_{j=1}^2 \omega_j = 1$$
$$\omega_1, \omega_2 \geq 0$$

本文利用数学规划软件 Lingo 9.0 求解 ω_1, ω_2 .

4 实例分析

为了检验和评价模型的预测效果, 本文以河南省某地区为例, 分别利用 BP 神经网络及灰色 G(1,1)单预测模型与 3 种组合模型方法以 1995~2002 年的数据为基础来预测 2003~2005 年的交通运输量. BP 神经网络结构采用 [2, 5, 1] 的结

构形式, 输入变量为该地区人口及人均 GDP, 输出变量为该地区交通运输量. 该地区的交通运输量、人口及人均 GDP 数据见表 1. 为了检验模型的有效性, 必须制定评价指标对预测效果进行全方位的综合衡量和评价. 按照预测效果评价的原则和惯例, 本文采用以下评价指标作为参考:

(1)平方和误差

$$SSE = \sum_{t=1}^n (Y(t) - \hat{Y}(t))^2$$

(2)平均绝对误差

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y(t) - \hat{Y}(t)|$$

(3)平均绝对百分比误差

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y(t) - \hat{Y}(t)}{Y(t)} \right|$$

表 1 河南某地区公路交通运输量、人口及人均 GDP 数据表

Tab. 1 Road traffic, population and GDP per capita of a district in Henan province

年份	货运周转量/ (10 ⁴ t · km)	客运周转量/ (10 ⁴ 人 · km)	人口/ 10 ⁴ 人	人均 GDP/ (元 · 人 ⁻¹)
1995	135 019	80 406	330	3 729
1996	144 204	82 387	334	4 481
1997	155 843	86 042	337	4 911
1998	155 948	91 162	341	5 073
1999	156 142	97 914	344	5 201
2000	156 226	101 777	348	5 894
2001	156 574	114 479	349	6 283
2002	162 229	124 526	352	6 745
2003	165 443	124 630	354	7 316
2004	170 256	124 846	357	8 092
2005	174 607	124 937	359	8 842

从预测效果表 2 可以看出: 对比 3 种组合预测模型和灰色预测及 BP 神经网络单一模型的预测效果, 从 SSE、MAE 及 MAPE 3 个指标来看组合模型要明显优于单一模型的预测精度, 预测误差得到 10% 左右改善, 说明合理有效地综合多种信息及方法模型能够改善预测效果; 对比 3 种组合预测模型的评价指标, 不同的组合预测模型和参数估计, 其预测效果是不同的. 对于货运问题加权比例平均组合模型的预测效果最优, 而对于客运问题加权算术平均组合模型预测效果最优. 因此, 实际应用时应从不同的组合预测模型和参数估计方法中选择效果最优的组合预测模型和参数估计方法, 从而有效地提高预测精度, 取得较好的预测效果.

表 2 预测效果评价表
Tab.2 Evaluation of forecasting results

	货运周转量					客运周转量				
	灰色 G(1,1) 模型	BP 神经 网络 模型	加权算术 平均组合 (0.622,0.378)	加权平方和 平均组合 (0.620,0.380)	加权比例 平均组合 (0.619,0.381)	灰色 G(1,1) 模型	BP 神经 网络 模型	加权算术 平均组合 (0.507,0.493)	加权平方和 平均组合 (0.509,0.491)	加权比例 平均组合 (0.512,0.488)
2003 年	166 401	165 970	166 238	166 237	166 237	120 480	117 987	119 251	119 263	119 276
2004 年	169 221	171 037	169 908	169 913	169 918	126 713	127 576	127 138	127 137	127 136
2005 年	172 089	175 608	173 420	173 434	173 447	133 269	127 602	130 475	130 520	130 564
SSE/10 ⁴	8 514.49	9 647.06	7 849.93	7 843.41	7 836.92	24 395.24	24 591.32	20 982.53	20 982.70	20 983.71
MAE	24 880	23 341	22 832	22 805	22 779	42 900	43 245	40 990	40 991	40 992
MAPE/%	1.583	1.498	1.466	1.464	1.463	4.056 0	4.216 9	3.824 8	3.825 7	3.826 5

5 结 语

交通运输量预测是交通规划与管理的重要依据,涉及多种信息和因素,其预测方法也有多种.在实际预测过程中,综合利用可获得多种信息,发挥各预测模型方法的优势将极大地改善预测效果.基于这种思想,本文在灰色预测与 BP 神经网络的基础上建立了加权算术平均组合、加权平方和平均组合和加权比例平均组合的公路交通量预测模型,应用实例表明:通过选择合适的组合预测模型及参数估计方法并确定最佳的模型参数,能够有效地提高预测精度.所提出的方法对于丰富现有的交通量群组预测理论和方法的应用具有一定的指导意义和参考价值.

参考文献:

[1] 吴 俊. 灰色模型与其组合模型比较[J]. 交通标准化, 2006(12):71-74
[2] 杨中庆,赵彬彬,廖慧敏. 灰色组合模型在港口集装箱吞吐量预测中的应用[J]. 水运工程, 2006(9): 14-16
[3] 熊维莉,谢祥俊,陶 莉,等. GM(1, 1) 与 BP 神经网络组合模型在原油产量预测中的应用[J]. 石油化工

自动化, 2007(6):43-45
[4] 甘健胜,陈国龙. 线性组合预测模型及其应用[J]. 计算机科学, 2006, 33(9):191-194
[5] 高 尚,房 靖. 公路交通运量的支持向量机组合预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2007(4):106-110
[6] 寇 毅. 组合预测模型在公路货运周转量预测中的运用[J]. 中国水运(学术版), 2007(11):216-218
[7] 钟 霞,吴 中,王 丽. 灰色理论及其组合模型在交通量预测中的应用[J]. 交通标准化, 2004(12): 35-38
[8] 万玉成. 基于未确知性的预测与决策方法及其应用研究[D]. 南京:东南大学, 2004
[9] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. 神经网络设计[M]. 戴 葵,等译. 北京:机械工业出版社, 2002
[10] ZHANG Yuan-zhi, JOUNI P, SAMPSA K, *et al.* Application of an empirical neural network to surface water quality estimation in the Gulf of Finland using combined optical data and microwave data [J]. **Remote Sensing of Environment**, 2002, 81(2): 327-336
[11] NELSON M, HILL T, REMUS W, *et al.* Time series forecasting using neural networks:Should the data be deseasonalized first [J]. **Journal of Forecasting**, 1999, 8(3):359-367

Study of combining traffic forecasting model
based on gray theory and BP neural network

WEN Sheng-qiang, ZHOU Peng-fei*, KANG Hai-gui

(School of Civil Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Traffic forecasting is an important problem of road planning and management. Gray model and neural network are used for forecasting traffic with their own advantages. Their combining forecasting models with weighted arithmetic average, weighted average square sum and weighted ratio average are proposed to forecast traffic. Multi-group data are analyzed by different estimating models, and results of examples show that the combining model is capable of improving the precision of prediction by selecting suitable models and their parameters.
Key words: traffic forecasting; combining forecasting; gray model; neural network