

基于以上方法的缺陷,认为可以将BP神经网络与曲线回归进行耦合运算,以解决上述方法的困扰,得出较为准确合理的预测值。

1 算法的基本原理

假设Y为某路段的交通量,其影响因素有n个,分别为 y_1, y_2, \dots, y_n ,由查阅相关历史资料可得Y及其相关因素的前m年数据 $y_{ij} (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m)$,利用这些已知数据在BP神经网络中进行训练^[6~7],待误差在控制范围内时,即完成训练,保存训练函数。为了对未来的交通量进行预测,必须得到未来k年的各影响因素的数据 y'_k ,为此可利用SPSS软件分别做出各影响因素与时间的散点图,根据最小二乘法原理进行曲线回归^[8],通过对二次、三次、S曲线、Logistic等回归分析对比,进而得出误差最小的 y_i-t 曲线以及该曲线的函数表达式。例如:

$$\begin{cases} y_1 = a + bt + ct^2; \\ y_2 = d + \ln t; \\ \vdots \\ y_n = g + e^t, \end{cases}$$

其中, y_i 为第i个影响因素随时间的拟合值; t 为时间; a, b, c, d, g 均为回归系数。在此基础上,即可利用此函数表达式预测出未来k年的各影响因素数据,将此数据带入已经训练好的BP神经网络中,即可对未来交通量进行准确预测。

以上可总结为以下3点:

- 1) 将历史数据BP神经网络中进行训练;
- 2) 利用曲线回归拟合历史数据,预测各因素的未来数据;
- 3) 将预测的未来数据放在已训练好的BP神经网络中预测未来交通量。

2 预测实例

取徐州市解放路所属区域1998年至2002年的相关数据进行分析,如表1所示。

表1 1998~2002年解放路交通量及其影响因素的数据

Tab.1 Data of Jiefang Road traffic and its influencing factors from 1998 to 2002

年份/年	交通量/(pcu/h)	失业率/%	人均GDP/元	人口总数/人	车辆保有量/辆	人均工资/元
1998	428	3.1	740	330 258	1 238	10 453
1999	504	3.2	779	346 924	1 300	11 207
2000	594	3.2	856	361 192	1 354	11 956
2001	668	3.3	957	375 064	1 406	12 867
2002	756	3.4	1 092	387 492	1 453	13 684

注:以上均为解放路所属区域内统计数据

2.1 BP神经网络训练

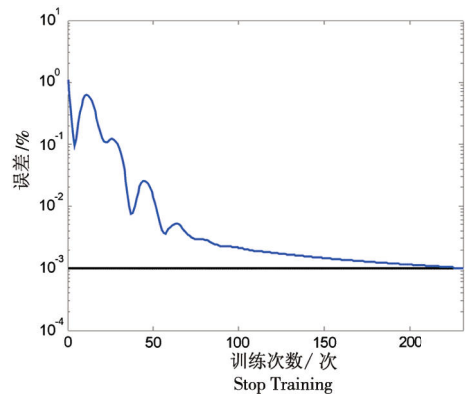
对表1数据以交通量为目标函数进行BP神经网络训练,训练误差曲线如图1所示。

对预测结果进行误差检验,其误差结果如表2所示。

表2 BP神经网络训练结果

Tab.2 Results of BP neural network training

年份/年	实际值/(pcu/h)	预测值/(pcu/h)	误差/%
1998	428	427.76	0.056
1999	504	506.96	0.587
2000	594	586.86	1.202
2001	668	675.80	1.168
2002	756	752.28	0.492



注:当误差达到0.001时,即已达到要求,停止训练

图1 BP神经网络训练误差曲线

Fig.1 Error curve of BP neural network training

由表 2 可知，训练预测结果误差较小，可以用于其他数据的预测，保存预测函数。

2.2 对各因素进行曲线回归

利用 SPSS 软件，分别对失业率、人均国内生产总值 (gross domestic product, GDP)、人口总数、车辆保有量、人均工资进行曲线回归^[9~11]，回归方程如下：

失业率： $y_1 = -126.673 + 0.065t$;

人均 GDP： $y_2 = 0.598 \times 10^{-115} e^{0.136t}$;

人口总数： $y_3 = -2.137 \times 10^7 + 10\,865.988t$;

车辆保有量： $y_4 = -80\,237.364 + 40.794t$;

人均工资： $y_5 = e^{(-168.532 + 0.089t)}$.

利用所得回归方程进而预测出 2003 年至 2007 年的各影响因素数据，如表 3 所示。

表 3 各影响因素预测值

Tab. 3 The predicted value of all the factors

年份/年	失业率/%	人均 GDP/元	人口总数/人	车辆保有量/辆	人均工资/元
2003	3.522	1 207.79	394 574.1	1 473.018	16 898.84
2004	3.587	1 383.75	405 440.2	1 513.812	18 471.79
2005	3.652	1 585.34	416 305.9	1 554.606	20 191.16
2006	3.717	1 816.29	427 171.9	1 595.400	22 070.56
2007	3.782	2 080.89	438 037.9	1 636.194	24 124.91

2.3 BP 神经网络预测

将表 3 中的各因素预测值带入到 2.1 已训练好的 BP 神经网络中。所得预测结果如表 4 所示。

表 4 2003~2007 年交通量预测结果

Tab. 4 Traffic forecasting results from 2003 to 2007

年份/年	2003	2004	2005	2006	2007
预测值/(pcu/h)	785.80	856.11	931.22	989.44	1023.60

3 预测效果对比分析

为验证此算法是否有较高的准确率，仅用 BP 神经网络和仅用曲线回归预测交通量随时间的变化，如表 5 所示，将其结果与 BP，曲线回归耦合算法对比分析。2 种方法预测效果对比如图 2 所示。

表 5 预测效果对比分析

Tab. 5 Comparative analysis of predictions

年份/年	真实值/(pcu/h)	仅 BP 预测值/(pcu/h)	误差/%	仅曲线回归/(pcu/h)	误差/%	BP, 曲线回归预测值/(pcu/h)	误差/%
2003	794	763.08	3.894	836	5.290	785.80	1.033
2004	863	768.68	10.929	918	6.373	856.11	0.798
2005	948	804.72	15.114	1 000	5.485	931.22	1.770
2006	1 000	831.74	16.826	1 082	8.200	989.44	1.056
2007	1 065	859.42	19.303	1 164	9.296	1 023.60	3.887

由图 2 分析可知，BP，曲线回归耦合算法更加接近真实值，较仅用 BP 神经网络和曲线回归预测方法均有很高的准确率。

4 结论

1) 关于交通量的预测问题方法层出不穷，常见的有 BP 神经网络、灰色、线性

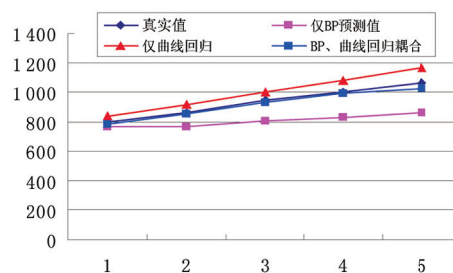


图 2 预测效果对比分析图

Fig. 2 Comparative analysis of predictions

回归等,但是大多数不能根据交通量的影响因素进行准确合理地预测,而是利用交通量与时间之间的变化关系进行简单的预测,常常出现较大的误差。结合所学知识,总结前人方法的不足,创造性地提出了BP,曲线回归耦合算法,通过BP训练—曲线回归—BP预测3个过程,充分考虑了各影响因素对交通量的影响。经过实例证明,此算法具有很高的准确率,可以用于现实生活中对交通量进行较准确地预测。

2)对于交通量的预测尚未有十分精确且能进行长期预测的算法。采用方法在预测时间长度较短时,尚可以保证较高的准确率,但随着预测时间长度的增加,误差会越来越大,可精确预测的时间长度较有限。故对于预测时间要求较长的问题还需进一步研究,以求在实际中能切实准确地预测交通量的变化。

[参考文献] (References)

- [1] 曾胜. 道路交通量灰色预测模型研究[J]. 公路工程, 2007, 32 (6): 157~160.
ZENG S. Research on forecast of traffic volume based on grey model[J]. Highway Engineering, 2007, 32(6): 157~160. (in Chinese)
- [2] 杨博, 符铎. 道路交通量综合预测方法探讨[J]. 湖南交通科技, 2008, 34 (2): 164~166, 175.
YANG B, FU X S. Road traffic and an integrated method of forecasting[J]. Hunan Communication Science and Technology, 2008, 34(2): 164~166, 175. (in Chinese)
- [3] 沙之杰, 周金峰. 多元线性回归模型预测天津市用水量[J]. 西昌学院学报(自然科学版), 2008, 22 (2): 32~35.
SHA Z J, ZHOU J F. Research on forecasting the water consumption of Tianjin by multiple linear regression model[J]. Journal of Xichang College (Natural Science Edition), 2008, 22(2): 32~35. (in Chinese)
- [4] 钟强. 基于BP神经网络的高速公路交通量预测[J]. 甘肃科技纵横, 2009, 38 (1): 39~40.
ZHONG Q. Based on BP neural network freeway traffic forecasts[J]. Scientific & Technical Information of Gansu, 2009, 38(1): 39~40. (in Chinese)
- [5] 索丰平, 王苏芳. 人工BP神经网络在交通量预测中的应用[J]. 山西建筑, 2007, 33 (23): 359~360.
SUO F P, WANG S F. Application of the manual BP neural network in the traffic forecast[J]. Shanxi Architecture, 2007, 33(23): 359~360. (in Chinese)
- [6] 杜国明, 陈晓翔, 曾志芳. 快速二阶BP神经网络在公路交通量预测中的应用[J]. 中南公路工程, 2006, 31 (2): 48~50, 88.
DU G M, CHEN X X, ZENG Z F. Fast second order BP neural networks and its application for forecast of road traffic volume[J]. Journal of Central South Highway Engineering, 2006, 31(2): 48~50, 88. (in Chinese)
- [7] 陈雪平, 曾盛, 胡刚. 基于BP神经网络的短时交通流预测[J]. 公路交通技术, 2008 (3): 115~117.
CHEN X P, ZENG S, HU G. Short-time traffic flow prediction based on BP neural network[J]. Technology of Highway and Transport, 2008(3): 115~117. (in Chinese)
- [8] 刘新奇. 基于Logistic和S曲线的交通量预测方法[J]. 湖南交通科技, 2006, 32 (2): 150~151, 176.
LIU X Q. Traffic forecasting method based on Logistic and S curves[J]. Hunan Communication Science and Technology, 2006, 32(2): 150~151, 176. (in Chinese)