

文章编号: 1005- 8893 (2006) 02- 0030- 03

# BP 神经网络预测管道运行费用研究<sup>1</sup>

周诗崇, 王树立, 赵会军

(江苏工业学院 油气储运技术省重点(建设)实验室, 江苏 常州 213016)

**摘要:** 针对目前管道运行费用预测需要的参数基较多且包含许多时变参数这一问题, 讨论了 BP 神经网络方法在管道运行费用预测上的应用策略, 建立了一个 1- 7- 1 结构的 3 层 BP 网络预测模型。采用改进的 BP 算法对 25 组学习样本进行训练, 并用训练好的网络模型对 5 组样本进行测试, 预测值误差在  $\pm 2\%$  以内, 完全满足工程实际需要。从而为能源管理部门制定能源消耗定额和计划财务部门预测成本提供了决策依据。

**关键词:** BP 神经网络; 管道输送; 预测; 费用

中图分类号: TE 812

文献标识码: A

## Investigation on Pipeline Transportation Expense Forecast

ZHOU Shi- dong, WANG Shu- li, ZHAO Hui- jun

(State Key Laboratory of Oil & Gas Storage and Transportation Technology, Jiangsu Polytechnic University, Changzhou 213016, China)

**Abstract:** BP (Background Propagation) neural network method is applied to predict piping circulate expense. A three- layer BP neural network method is set up. The 25 study samples' training is completed using the improved BP algorithm. On the basis of trained network model, the 5 samples are tested and the error of predicting value range is within 2%. Thereby it provides decision- making basis for energy resource management department making energy resource dissipative ration and planning finance department predicting cost.

**Key words:** BP neural network; piping transportation; forecast; expense

油品通过管道运输时有动力消耗和热力消耗, 从而消耗一定的电能和燃料油。油电消耗指标的高低, 直接体现了输油企业的经济效益和管理水平。因此必须研究管道输量与运行费用(油电消耗费用之和)之间的关系。计算给定输量的管道运行费用时, 采用传统的计算方法<sup>[1,2]</sup>必须知道管道的长度、管道的内径、管道的埋深、土壤的导热系数、管道埋深处土壤温度、管道的高层差等参数。该计算方法需要参数多并且包含许多时变参数<sup>[1]</sup>(如管道埋深处土壤温度), 对于管道的局部摩阻也只能做近似计算。文献[3]在假设年输油量和年耗

电量、年耗油量之间为线性关系的前提下, 运用统计分析的方法建立了管道年输量与年运行费用的关系式, 该模型不能计算任意给定输量下的运行费用。鉴于人工神经网络模型<sup>[4,5]</sup>属于隐式模型, 具备自组织、自适应性及自学习功能, 具有理论上能够逼近任意非线性连续映射的优点, 能够较好模拟在各种不确定因素的影响下因果变量之间的内在关系, 在管道运行费用预测中具有独特的优越性。因此可以利用人工神经网络的方法来模拟管道输量与管道运行费用之间的映射关系。本研究采用改进的

<sup>1</sup> 收稿日期: 2006- 02- 23

作者简介: 周诗崇(1978- ), 男, 江苏东台人, 硕士。

BP 算法进行网络训练, 得到各节点间的连接权和阈值, 然后用优化好的网络进行给定输量的管道运行费用预测。

1 BP 神经网络的基本原理

人工神经网络模型有几十种, 目前应用最广泛的是误差反向传播神经网络, 简称 BP 网络。这种神经网络具有一个由相互独立的许多神经元构成的输入层, 用于输入相关数据信息; 一个或者多个隐层, 用于分析、模拟过程中复杂的中间计算; 一个输出层, 输出运算、模拟结果。其结构如图 1 所示<sup>[5,6]</sup>。

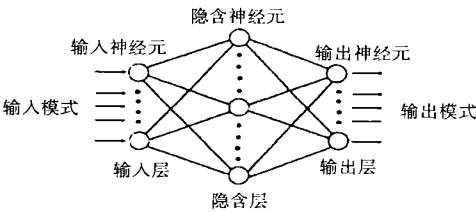


图 1 BP 网络模型  
Fig. 1 BP network model

其中输入层  $N$  个节点分别对应  $N$  个输入分量构成的输入向量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ , 输出层  $L$  个节点对应  $L$  个输出分量构成的输出向量  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_L)$ 。

2 BP 网络学习算法

设输入层节点数为  $N$ , 隐层节点数为  $M$ , 输出节点数为  $L$ , 各层次的神经元之间成全互连接, 各层内的神经元之间没有连接。

网络训练的目标函数为:  
$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^L (y_i(t) - y_i^0(t))^2$$
其中:  $P$  - 学习样本数;  $y_i(t)$  - 输出节点值;  $y_i^0(t)$  - 导师值。

神经元的变换函数为:  
$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$$
为了克服标准 BP 网络训练时存在的容易被局部极值捕获、收敛速度慢等缺点, 本研究采用改进的动量-自适应 BP 学习算法, 算法描述如下:

- (1) 值和阈值初始化 (随机给定权值和阈值), 已学习样本数置零 ( $p = 0$ ), 循环计数器置零 ( $t = 0$ ).
- (2)  $p = p + 1, t = t + 1$ , 输入第  $p$  个学习样本。

- (3) 计算前向传导信号, 隐层节点  $z_j$  与输出节点  $y_k$  分别为:

$$z_j = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ij}^1 x_i\right) \quad j = 1, 2, \dots, M$$
$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^M w_{jk}^2 z_j\right) \quad k = 1, 2, \dots, L$$

式中:  $w_{ij}^1, w_{jk}^2$  分别为输入层-隐层、隐层-输出层的权值;  $w_{0j}^1, w_{0k}^2$  - 阈值, 且  $x_0 = 1, z_0 = 1$ 。

- (4) 从输出层开始, 将误差信号沿连接通路反向传播, 以修正权值, 即

$$\Delta w_{ij}^1(t) = \eta \delta_{ij}^1 x_i + \alpha \Delta w_{ij}^1(t-1)$$
$$w_{ij}^1(t+1) = w_{ij}^1(t) + \Delta w_{ij}^1(t)$$
$$\Delta w_{jk}^2(t) = \eta \delta_{jk}^2 z_j + \alpha \Delta w_{jk}^2(t-1)$$
$$w_{jk}^2(t+1) = w_{jk}^2(t) + \Delta w_{jk}^2(t)$$

式中:  $\eta, \alpha$  - 分别为学习率、动量因子;  $\delta_{ij}^1, \delta_{jk}^2$  - 分别为隐层、输出层误差项, 对于输出层  $\delta_{jk}^2 = y_k(1 - y_k)(y_k^0 - y_k)$ ; 对于隐层  $\delta_{ij}^1 = z_j(1 - z_j) \sum_{k=1}^L \delta_{jk}^2 w_{jk}^2(t)$ 。

- (5) 记下学习过的样本数  $p$ , 若  $p < P$ , 输入下一个学习样本, 转 (2), 否则转 (6)。

- (6) 计算  $E$ , 若  $E \leq E_0$  ( $E_0$  为计算精度要求), 或达到给定的循环次数要求 ( $t \geq T, T$  为要求的最大循环次数), 转 (7), 否则,  $p = 0$  转 (2) 继续进行网络训练。

- (7) 网络训练结束, 输出权值和阈值。

3 预测模型的建立

根据 Kolmogorov 定理<sup>[6]</sup>, 3 层 BP 网络可以逼近任意连续的非线性映射。所以, BP 网络建模的实质就是如何正确选定网络的各层节点数。根据现有文献 [1, 2], 选择管道输量作为网络输入节点, 即输入层节点数取 1。输出层节点取 1, 即管道运行费用。隐含层节点表达了网络输入与输出之间的非线性程度, 但至今没有统一的选择标准, 隐含层及节点数的选择影响着预测值和实际值的非线性拟合程度。隐含层节点个数增加, 可使非线性优化问题的可调参数增加, 使网络记忆能力加强, 可得到更精确的解, 但大大降低了网络的学习速度。隐含层节点个数过少会造成网络收敛到局部极小点, 最佳隐含层节点个数由试验和经验得出。经过反复测试, 隐含层节点个数选 7 个, 使网络有较好的预报效果。

通过调研得到某管道 2001 年 9 月份的运行数据, 一共 30 组数据, 其中 25 组 (2001 年 9 月 1 日至 2001 年 9 月 25 日的数据) 用作网络学习样本 (表 1), 实际运行费用通过实际耗电量乘以电费加上和实际燃料油消耗量乘以油价得到。通过采用上面介绍的带动向量的学习率自适应调整法进行网络学习。网络通过对样本的学习, 对网络的权值和阈值进行调整, 不断获取管道输量与运行费用之间的非线性的关系, 并将其分布储存在网络的连接权上, 最终能将管道输量与管道运行费用这个目标函数之间复杂的非线性关系知识以 ANN 特有的方式——连接权数字矩阵的形式被记录下来, 从而可以实现由输入模式到输出模式的任意非线性映射, 实现各种因素非线性影响下的给定输量下的管道运行费用预测。

经过 40 000 次网络学习后, 网络的输出误差为  $7.704\ 87 \times 10^{-5}$ , 网络学习结果见表 2 和表 3。计算结果是一个隐含的非线性关系式。

表 2 输入层和隐层间的权值和阈值

Table 2 Weight and bias between input layer and hidden layer

阈值	- 11. 473 4	- 57. 147 7	- 3. 272 2	0. 212 2	- 2. 574 8	0. 196 3	1. 947 4
权值	15. 349 0	56. 493 2	- 0. 449 3	- 2. 943 3	- 4. 827 2	- 7. 895 6	- 8. 979 4

表 3 隐层和输出层间的权值和阈值

Table 3 Weight and bias between hidden layer and output layer

权值						阈值	
2. 533 9	21. 668 3	0. 406 2	1. 490 4	- 1. 786 2	- 4. 694 9	- 6. 106 1	- 0. 794 4

4 模型精度的验证

利用上面的网络预测模型, 对该管道 2001 年 9 月 26 日至 2001 年 9 月 30 日的输量进行运行费用预测, 并与实际运行值进行比较, 计算结果见表 4。从表 4 中可以看出, 神经网络预测值与实际值之间的误差在  $\pm 2\%$  以内, 完全满足工程实际需要。

表 4 实际值和预测值比较

Table 4 The comparison of act value and forecast value

日期	输量/t	费用/万元		
		实际值	预测值	相对误差/%
26	9 758. 963	5. 081 22	5. 015 42	- 1. 295 04
27	9 502. 265	5. 012 42	5. 010 62	- 0. 035 93
28	9 502. 265	5. 012 42	5. 010 62	- 0. 035 93
29	12 028. 600	7. 931 25	7. 930 95	- 0. 003 76
30	9 486. 747	5. 009 55	5. 010 53	0. 019 50

5 结 论

① 运用 BP 神经网络的方法建立了适合该输油管道运行费用预测模型, 计算结果表明, 该模型误差在  $\pm 2\%$  以内, 完全满足工程实际需要。④由于

表 1 学习样本

Table 1 Study data

日期	输量/t	费用/万元	日期	输量/t	费用/万元
1	8 852. 229	4. 196 55	14	9 907. 135	5. 752 40
2	8 796. 448	4. 172 36	15	7 920. 886	3. 536 70
3	9 058. 232	4. 339 32	16	8 472. 583	3. 938 33
4	8 993. 223	4. 293 15	17	12 024. 42	7. 929 78
5	9 399. 792	4. 905 16	18	11 828. 8	7. 867 02
6	9 252. 916	4. 788 10	19	11 556. 82	7. 257 46
7	8 616. 446	4. 065 46	20	10 683. 97	6. 891 28
8	8 411. 563	3. 859 75	21	11 731. 62	7. 783 87
9	8 792. 200	4. 172 38	22	11 509. 96	7. 209 64
10	9 379. 441	4. 898 38	23	11 498. 31	7. 206 53
11	9 052. 682	4. 329 57	24	11 480. 49	7. 184 82
12	8 850. 013	4. 196 30	25	10 187. 11	5. 985 43
13	3 711. 727	1. 806 22			

$S = \text{ANN} (G)$

式中:  $S$  - 管道运行费用, 万元/d;  $G$  - 管道输量, t/d。

不同管道的运行数据的不同, 对于建立管道运行费用计算模型, 只需采用该管道的实际运行参数作为网络学习样本就可得出该管道运行费用计算模型, 计算方法与本文的计算方法相同。④通过该方法建立的模型需要参数少, 计算方便。

参考文献:

[1] 严大凡. 输油管道设计与管理 [M]. 北京: 石油工业出版社, 1989. 91- 100.  
[2] 曲慎阳. 原油管道工程 [M]. 北京: 石油工业出版社, 1991.  
[3] 李云昌. 管道输油量和油、电消耗的统计预测与分析 [J]. 油气储运, 1990, 9 (5): 62- 66.  
[4] 郁时炼, 高辉. 基于神经网络的水泥强度预测 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2002, 25 (2): 316- 320.  
[5] 李留仁, 焦李成. 基于人工神经网络的油田产量多因素非线性时变预测 [J]. 西安石油学院学报, 2002, 17 (4): 42- 44.  
[6] 张甲, 兴长策, 岳旭东, 等. 神经网络模型在脱氮预报中的应用 [J]. 辽宁工学院学报, 2000, 20 (2): 1- 3.