

# 流域输沙量和输沙率的 B- P 人工神经网络预测\*

彭荔红, 方志山, 李祚泳

(1. 厦门大学环境科学研究中心, 福建 厦门 361005; 2. 厦门大学海洋系, 福建 厦门 361005; 3. 成都气象学院, 四川 成都 610041)

摘要: 提出了应用 B- P 人工神经网络, 建立流域输沙量和最大输沙率的预测模型。以降雨量、降雨历时、洪峰流量和洪量等因子建立的李子溪流域的输沙量和最大输沙率的 B- P 网络预测模型效果表明: 拟合率达 90% 左右, 预留检验报准率在 75% 以上。

关键词: 输沙量; 输沙率; 人工神经网络

中图分类号: S157.1 文献标识码: A 文章编号: 1009-2242(2001)05-0022-04

## Predictions of Amount of Sediment and Rate of Sediment in Watershed Using B- P Network

PENG Li-hong, FANG Zhi-zhan, LI Zuo-yong

(1. Research Center of Environment Sciences, Xiamen University, Xiamen 361005;

2. Department of Oceanography, Xiamen University; 3. Chengdu Institute of Meteorology, Chengdu 610041)

**Abstract:** Predictable models of amount of sediment and maximal rate of sediment in a watershed are presented using B- P artificial neural network. The predictable results of the B- P network model developed by using area mean rainfall amount during the time of rainfall, flood runoff and amount of flood factor etc. It shows that the qualified rates of fitting and predicting accuracy 90% and 75%, respectively.

**Key words:** amount of sediment; rate of sediment; artificial neural network

对水土流失及泥沙输移规律, 国内外已作了大量研究工作<sup>[1-3]</sup>, 其中输沙量和输沙率是 2 个最重要的考察量。在流域下垫面条件已定的前提下, 影响产沙和输沙的主要气象水文因素则是降雨和径流, 因此在选择降雨和径流对产沙和输沙影响的几项因子后, 如何建立这些因子与产沙量和输沙率预报量之间的关系式是一项有意义和有实用价值的工作。有人曾对暴雨洪水的输沙量和最大输沙率与降雨量、降雨历时、洪峰、洪量等影响因子进行单因子、组合因子的相关分析和多因子的回归分析, 分别建立了相应的产沙和输沙计算方程。但这些因子与产沙量和输沙率之间的关系多是非线性的, 而回归模型处理非线性问题总是有一定的差异。近年来迅速发展的人工神经网络具有很强的非线性运算能力, 已在水文和气象预测中得到广泛应用<sup>[4-8]</sup>。本文应用 B- P 人工神经网络建立了李子溪流域输沙量和最大输沙率的预测模型, 并将模型预测结果与 PP 投影寻踪预测结果进行了比较。

## 1 B- P 网络模型及其学习过程

人工神经网络是通过模拟人的神经元网络系统而进行信息处理的一种方法。它是由大量电子元件、光电元件等处理单元广泛互连而成的网络。其主要特征: ① 是一个大规模的复杂系统, 有大量可供调节的参数; ② 有高度并行的处理机制, 运算速度快; ③ 有高度分散的存贮方式, 因此具有全息联想特征; ④ 具有自组织、自学习、自适应和容错性能力。其中基于误差反向传播算法的人工神经网络(简记为 B- P 网络)是应用最广泛的人工神经网络<sup>[6-7]</sup>。B- P 网络的学习过程是一个网络权系数的自适应、自调整过程。通过反复训练后, 网络具有对学习样本的记忆、联想的能力。常用的 3 层 B- P 网络模型由有多个节点的输入层、多个节点的中间层和多个或一个输出节点的输出层组成。相邻各层节点之间单方向互联, 如图 1 所示。

B- P 网络学习由正向和反向传播过程组成, 设信息从输入层  $i$  节点输出为  $I_i$ , 输入层  $i$  节点和中间层  $j$  节点之间的连接权值为  $W_{ji}$ , 中间层  $j$  节点阈值为  $\theta_j$ , 中间层  $j$  节点和输出层  $k$  节点之间的连接权值为  $V_{kj}$ , 输出节点阈值为  $Y_k$ 。

\* 收稿日期: 2000-05-15 \* 国家自然科学基金项目(编号: 49471048)

作者简介: 彭荔红, 女, 生于 1965 年, 硕士, 副研究员。主要从事环境科学的科研和教学工作, 发表论文 20 余篇。

信息从输入节点输入后, 在正向传播过程中, 在中间层和输出层节点都经过下式激活函数作用后输出结果:

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

(1) 网络参数初始化。首先随机赋予网络初始状态的各相邻层节点之间的连接权值  $W_{ji}$ ,  $V_{ki}$  和阈值  $\theta$ ,  $\gamma_{ji}$  为  $(-1, 1)$  之间的小数。

(2) 从网络输入层输入第 1 个样本信号。

(3) 中间层各节点输出计算式为:

$$H_j = f(\sum_{i=1}^M W_{ji} I_i + \theta) \quad (2)$$

式中:  $N$  为输入节点个数。

(4) 输出层各节点输出计算式为:

$$O_k = f(\sum_{j=1}^N W_{kj} H_j + \gamma_k) \quad (3)$$

式中:  $H$  为中间层节点数。

(5) 计算输出层节点的输出误差。用样本的期望输出  $T_k$  和样本神经网络学习后的实际输出  $O_k$  之间的差值计算输出层节点的输出误差  $\delta_k$ 。

$$\delta_k = (O_k - T_k) O_k (1 - O_k) \quad (4)$$

(6) 计算中间层节点的误差。用  $\delta_k$ ,  $V_{kj}$  及中间层输出  $H_j$  来计算中间层节点的误差  $\sigma_j$

$$\sigma_j = \sum \delta_k V_{kj} H_j (1 - H_j) \quad (5)$$

(7) 输出层节点的阈值  $\gamma_k$  和权值  $V_{kj}$  的修正。用误差  $\delta_k$  和中间层节点输出  $H_j$  及学习参数  $\alpha$  之积修正  $V_{kj}$ , 用误差  $\delta_k$  和学习参数  $\beta$  之积修正  $\gamma_k$ 。

$$V_{kj} = V_{kj} + \alpha \delta_k H_j \quad (6)$$

$$\gamma_k = \gamma_k + \beta \delta_k \quad (7)$$

(8) 中间层节点的阈值  $\theta$  和权值  $W_{ji}$  的修正。用误差  $\sigma_j$  和输入层节点的输出  $I_i$  及学习参数  $\alpha$  的积修正  $W_{ji}$ , 用  $\sigma_j$  和学习参数  $\beta$  之积修正  $\theta$ 。

$$W_{ji} = W_{ji} + \alpha \sigma_j I_i \quad (8)$$

$$\theta_j = \theta_j + \beta \sigma_j \quad (9)$$

学习参数  $\alpha$  和  $\beta$  一般取 0.2 ~ 0.5。

(9) 取下一个样本为输入信号, 当全部样本学完一遍后, 计算均方误差。

$$E = 1/N \sum_{i=1}^N (O_k - T_k)^2 \quad (10)$$

如果  $E <$  指定精度  $\lambda$ , 则学习结束; 否则更新学习次数, 返回第(2)步, 如此往复进行, 直到达到指定精度要求为止。

## 2 李子河流域输沙量和最大输沙率的 B- P 网络预测

### 2.1 资料处理

应用 B- P 网络建立李子河流域输沙量和最大输沙率的分类预测模型时, 首先将输沙量  $Y_1$  (kg) 和最大输沙率  $Y_2$  (kg/s) 及其有关的降雨量  $X_1$  (mm), 降雨历时  $X_2$  (h), 洪峰流量  $X_3$  (m<sup>3</sup>/s) 和流量  $X_4$  (m<sup>3</sup>) 等 4 个因子的原始监测数据按下面的极差规格化公式分别进行规格化处理。

$$X_i(t) = \frac{X_i(t) - X_{i\min}}{X_{i\max} - X_{i\min}} \quad t = 1 - 44, i = 1, 2, 3, 4 \quad (11)$$

$$Y_i(t) = \frac{Y_i(t) - Y_{i\min}}{Y_{i\max} - Y_{i\min}} \quad t = 1 - 44, i = 1, 2, 3, 4 \quad (12)$$

将输沙量和最大输沙率规格化处理后的数值  $Y_i(t)$  按表 1 的对应关系划分为 3 类, 输沙量和最大输沙率以及 4 个因子规格化后的数值和样本类别见表 1。

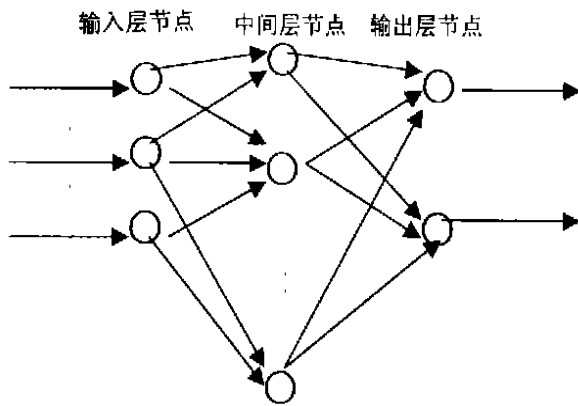


图 1 B- P 网络结构

表 1  $Y_i(t)$  的分类及每类样本期望输出

类型	1 类	2 类	3 类
$Y_i(t)$	[0, 0.40]	[0.40, 0.60]	[0.60, 1.00]
样本期望值 $T_k$	[0, 0, 1]	[0, 1, 0]	[1, 0, 0]

表 2 规格化后的李子流域资料

序号	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	Y <sub>1</sub> 类别	Y <sub>2</sub>	Y <sub>2</sub> 类别	序号	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	Y <sub>1</sub> 类别	Y <sub>2</sub>	Y <sub>2</sub> 类别		
1	0.286	0.038	0.252	0.218	0.181	1	0.331	1	23	0.000	0.330	0.012	0.031	0.000	1	0.000	1
2	0.316	0.233	0.252	0.231	0.202	1	0.183	1	24	0.327	0.443	0.259	0.188	0.538	2	0.565	2
3	0.480	0.427	0.221	0.096	0.180	1	0.286	1	25	0.834	0.736	0.752	0.564	0.765	3	0.803	3
4	0.122	0.438	0.111	0.062	0.164	1	0.260	1	26	0.374	0.757	0.093	0.092	0.123	1	0.120	1
5	0.412	0.370	0.170	0.191	0.086	1	0.083	1	27	0.613	0.221	0.632	0.257	0.439	2	0.751	3
6	0.305	0.292	0.320	0.311	0.439	2	0.489	2	28	0.050	0.075	0.117	0.041	0.245	1	0.536	2
7	0.711	0.963	0.721	0.762	0.672	3	0.551	2	29	0.255	0.086	0.058	0.023	0.112	1	0.200	1
8	0.128	0.314	0.252	0.208	0.242	1	0.320	1	30	0.712	0.216	0.531	0.604	0.891	3	1.000	3
9	0.300	0.257	0.061	0.025	0.082	1	0.133	1	31	0.088	0.143	0.154	0.099	0.170	1	0.286	1
10	0.200	0.379	0.323	0.205	0.383	1	0.600	3	32	0.337	0.362	0.327	0.260	0.311	1	0.356	1
11	0.406	0.111	0.226	0.125	0.261	1	0.357	1	33	0.764	0.546	0.451	0.555	0.690	3	0.567	2
12	0.304	0.379	0.112	0.074	0.133	1	0.219	1	34	0.328	0.513	0.434	0.375	0.256	1	0.339	1
13	0.212	0.671	0.125	0.056	0.246	1	0.392	1	35	0.285	0.221	0.230	0.149	0.213	1	0.260	1
14	0.206	0.476	0.218	0.256	0.239	1	0.195	1	36	0.179	0.000	0.206	0.134	0.142	1	0.189	1
15	0.499	0.930	0.389	0.352	0.483	2	0.338	1	37	0.973	1.000	1.000	1.000	1.000	3	0.712	3
16	1.000	0.346	0.951	0.691	0.827	3	0.899	3	38	0.709	0.594	0.701	0.756	0.590	2	0.349	1
17	0.339	0.508	0.427	0.271	0.388	1	0.397	1	39	0.342	0.124	0.287	0.158	0.202	1	0.318	1
18	0.390	0.800	0.135	0.084	0.132	1	0.215	1	40	0.253	0.054	0.368	0.226	0.299	1	0.459	2
19	0.631	0.606	0.649	0.506	0.407	2	0.368	1	41	0.243	0.095	0.330	0.251	0.266	1	0.310	1
20	0.655	0.589	0.435	0.458	0.656	3	0.869	3	42	0.762	0.589	0.232	0.448	0.148	1	0.062	1
21	0.167	0.443	0.320	0.205	0.281	1	0.431	2	43	0.197	0.281	0.104	0.077	0.064	1	0.125	1
22	0.093	0.135	0.000	0.000	0.015	1	0.021	1	44	0.181	0.080	0.250	0.188	0.115	1	0.143	1

表 3 两个模型的拟合检验和预留预报检验结果

样本 序号	Y <sub>1</sub> 模型			预测 类型	实际 类型	拟合 情况	Y <sub>2</sub> 模型			预测 类型	实际 类型	拟合 情况
	网络输出 O <sub>k</sub>	网络输出 O <sub>k</sub>	网络输出 O <sub>k</sub>									
1	0.0013	0.1132	0.9189	1	1	+	0.0000	0.0158	1.0000	1	1	+
2	0.0014	0.1225	0.9089	1	1	+	0.0000	0.0007	0.9951	1	1	+
3	0.0055	0.0451	0.8322	1	1	+	0.0538	0.0015	0.9042	1	1	+
4	0.0001	0.0252	0.9925	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
5	0.0029	0.0967	0.8631	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
6	0.0021	0.1566	0.8710	1	2	-	0.0000	0.9993	0.1452	2	2	+
7	0.7725	0.2928	0.0017	3	3	+	0.0000	0.9977	0.0592	2	2	+
8	0.0003	0.0442	0.9818	1	1	+	0.0000	0.0010	0.9977	1	1	+
9	0.0003	0.0403	0.9816	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
10	0.0004	0.0586	0.9720	1	1	+	0.0002	0.5200	0.4997	2	3	-
11	0.0017	0.1192	0.8981	1	1	+	0.0006	0.0000	1.0000	1	1	+
12	0.0040	0.0473	0.9767	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
13	0.0002	0.0302	0.9900	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
14	0.0006	0.0714	0.9614	1	1	+	0.0000	0.0680	0.9279	1	1	+
15	0.0556	0.8080	0.0197	2	2	+	0.0004	0.3739	0.4775	1	1	+
16	0.9957	0.0029	0.0007	3	3	+	0.9915	0.0021	0.2227	3	3	+
17	0.0017	0.2073	0.8486	1	1	+	0.0674	0.0140	0.6320	1	1	+
18	0.0031	0.0143	0.9183	1	1	+	0.0000	0.0265	0.9709	1	1	+
19	0.0162	0.9913	0.0088	2	2	+	0.2353	0.0908	0.1687	3	1	-
20	0.9659	0.0115	0.0025	3	3	+	0.9445	0.0011	0.5547	3	3	+
21	0.0003	0.0462	0.9807	1	1	+	0.0001	0.6053	0.4876	2	2	+
22	0.0001	0.0236	0.9931	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
23	0.0001	0.0214	0.9941	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
24	0.0009	0.0994	0.9371	1	2	-	0.0004	0.3141	0.5323	1	2	-
25	0.9940	0.0043	0.0007	3	3	+	0.9382	0.0090	0.1855	3	3	+
26	0.0034	0.0109	0.9292	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
27	0.0061	0.8981	0.1550	2	2	+	0.9183	0.0114	0.1700	3	3	+
28	0.0001	0.0256	0.9925	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	2	-
29	0.0003	0.0414	0.9836	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
30	0.7046	0.1319	0.0057	3	3	+	0.6345	0.0412	0.1462	3	3	+
31	0.0002	0.0302	0.9901	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
32	0.0020	0.1677	0.8630	1	1	+	0.0095	0.0719	0.5141	1	1	+
33	0.9980	0.0010	0.0007	3	3	+	0.0014	0.8620	0.0812	2	2	+
34	0.0032	0.2956	0.7411	1	1	+	0.0028	0.1547	0.5149	1	1	+
35	0.0006	0.0716	0.9600	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
36	0.0003	0.0464	0.9797	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
37	0.9932	0.0110	0.0006	3	3	+	0.9802	0.0043	0.2037	3	3	+
38	0.1325	0.9328	0.0037	2	2	+	0.2139	0.1371	0.1331	3	1	-
39	0.0011	0.1067	0.9270	1	1	+	0.0023	0.0015	0.9631	1	1	+
40	0.0010	0.0996	0.9342	1	1	+	0.0000	1.0000	0.0135	2	2	+
41*	0.0011	0.1041	0.9294	1	1	+	0.0000	1.0000	0.0135	2	1	-
42*	0.9982	0.0005	0.0009	3	1	-	0.4181	0.0074	0.5516	1	1	+
43*	0.0002	0.0345	0.9877	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+
44*	0.0004	0.0570	0.9728	1	1	+	0.0000	0.0000	1.0000	1	1	+

\* 为预留检验预报样本。

## 2.2 B-P 网络建模

选取表 2 中前 40 个样本作为网络建模的学习样本,后 4 个作预留检验样本。以 X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub> 作网络的输入特征因子,建立 4 个输入节点,3 个中间节点和 3 个输出节点的 3 层 B-P 网络模型。随机赋予初始权值和阈

值, 选取学习参数  $\alpha = 0.35, \beta = 0.5$ , 将前 40 个样本的自变量值和  $Y_1, Y_2$  类别值依次输入, 对  $Y_1$  和  $Y_2$  两个预测模型往复学习, 当训练集的误差限值达到  $E = 0.05$  时为止, 学习结束后各自的权值和阈值见表 4, 将它们代入 (1) ~ (3) 式, 拟合检验和预报检验结果见表 3。

表 4  $Y_1$  和  $Y_2$  两个网络模型学习结束后的权值和阈值

$Y_1$ 模型				$Y_2$ 模型				
$W_{ji}$	11.5459	4.9221	3.1945	2.1754	- 9.8816	38.7477	- 7.1898	- 49.2350
	- 7.0304	1.0521	0.0650	- 7.0446	- 8.0412	4.4755	- 7.1372	1.8149
	25.3295	3.6483	13.3971	1.6542	- 7.3224	- 16.0869	- 71.5046	- 5.0707
$V_{kj}$	- 0.2851	- 4.5780	11.5276		32.1510	- 47.7090	- 11.1421	
	7.5614	- 3.0390	- 13.5899		- 25.3245	33.0282	- 25.9076	
	- 5.6209	4.6909	- 2.4741		5.5628	- 4.5262	20.8402	
$\alpha$	- 10.9763	3.0216	- 12.8979		9.6416	4.8504	24.2079	
$\beta$	- 4.8942	- 0.9009	0.6326		4.7911	- 6.0784	- 1.2432	

### 3 结果分析与比较

李子溪流域输沙量  $Y_1$  和最大输沙率  $Y_2$  的 B- P 网络模型计算结果与用投影寻踪回归(PPR)模型计算结果比较见表 5。

表 5 B- P 网络模型与 PPR 模型结果比较

	输沙量 $Y_1$		输沙率 $Y_2$	
	拟合率 (%)	预报报准率 (%)	拟合率 (%)	预报报准率 (%)
B-P 网络模型	95	75	87.5	75
PPR 模型	92	75	89	60

表 6  $Y_1, Y_2$  与 4 个因子之间的关联度和相关系数

	关联度 $K_{ji}$		相关系数 $R_j$	
	$Y_1$	$Y_2$	$Y_1$	$Y_2$
$X_1$	0.778	0.730	0.779	0.578
$X_2$	0.733	0.680	0.461	0.203
$X_3$	0.843	0.780	0.880	0.737
$X_4$	0.829	0.734	0.873	0.621

从表 5 可见, 输沙量两种模型拟合率和预报报准率都相差无几; 最大输沙率 B- P 网络模型预报报准率好于 PPR 模型。

B- P 网络模型精度同样与因子选取有关, 但并非要求预报量与因子之间呈线性关系。输沙量  $Y_1$  和最大输沙率  $Y_2$  与 4 个因子之间的灰色关联分析和相关分析结果见表 6。从表 6 可见, 虽然雨量  $X_1$  和降雨历时  $X_2$  与输沙量  $Y_1$ , 特别是与最大输沙率  $Y_2$  的关联度和相关系数并不高, 但用 B- P 网络法建模结果仍然比较理想。

### 4 结论

B- P 网络用于流域产沙量和输沙率预测建模具有以下特点:

(1) 由于 B- P 网络具有较高的分类识别及处理非线性问题的能力, 因此它特别适用于流域输沙量和输沙率这些多因子、多目标的非线性预测问题。

(2) 用已训练好的网络预测某个样本的输沙量和输沙率时, 只要将因子数值和学习结束后的权值和阈值代入 (2) ~ (3) 两式, 进行几步加法和乘法运算, 就可获得结果, 计算方便, 具有实用性。

(3) 由于 B- P 网络具有容错性和抗干扰性, 因此, 即使从建模样本中去掉几个样本或者个别样本因子测值有误, 但只要学习结果能达到模型的指定精度, 则对预测结果无影响。

(4) B- P 网络用于输沙量和输沙率建模, 不需要对数据结构作任何假定, 排除了人为干扰, 具有客观性。

(5) B- P 网络建立输沙量和输沙率等预测模型精度的高低依然与预测因子选择有关。若因子与输沙量和输沙率相关性好, 则不仅学习过程中收敛速度快, 而且拟合和预测精度高, 反之, 则精度低。因此, 与其它统计预测方法一样, 选取有明显物理意义的预测因子是很重要的。

参考文献:

[1] Williams J R. et al. Sediment Yield Prediction Based on Watershed Hydrology[J]. TRANSACTIONS of the ASAE, 1977, 20(6): 1100- 1104.

[2] 陈洁. 降雨特征和山坡来水对产沙的综合影响[J]. 水土保持学报, 1992, 6(2): 17- 23.

[3] 梁季阳. 黄土高原暴雨和径流及产沙的分析与模拟[J]. 水土保持学报, 1992, 6(2): 12- 16.

[4] 蔡煜东, 姚林声. 径流长期预报的人工神经网络方法[J]. 水科学进展, 1995, 6(1): 61- 65.

[5] 李祚泳, 邓新民, 张辉军. 基于神经网络 B- P 算法的雹云识别模型及其效果检验[J]. 高原气象, 1994, 13(1): 44- 49.

[6] Hecht- Nielson R. Theory of the Back Propagation Neural Network[M]. Int. J. Conf. on Neural Network, Reading Pub Washington D. C. 1989.

[7] 王伟. 人工神经网络原理——入门与应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1995. 52- 76.