

① 45-49

于桥水库汛期入库水量预报神经网络方法^①钟登华^② 黄凌 米子明 宋令广

(天津大学)

TV697.13

【摘要】把人工神经网络方法应用于水文预报,并建立了海河流域于桥水库汛期入库水量预报神经网络模型,实例验证了其有效性。

关键词:水文预报,人工神经网络,BP学习算法

神经网络 入库水量预报

1 神经网络和BP学习算法^[3,8,9]

0 引言

水库,汛期

随着社会的发展和经济的增长,水文水资源的动态性加强,规律和复杂性增大。水文水资源的分析、计算、预测和研究的传统途径面临挑战,并日渐陷入困境,在水文预报领域尤显突出^[1]。水文学是一门资料贫乏学科,除水文现象复杂(如时空变异)和资料不足外,信息不全也带来认识上的非确定性或主观性。人们至今还不能用数学物理方程严格地描述水文现象的每一个子过程,现有流域水文模型在许多结构环节上仍主要借助于概念性元素模拟或经验函数关系描述,这样的模拟往往只涉及现象的表面而不涉及现象的本质或物理机制^[2]。以显函数为基础处理这一复杂非线性系统的传统水文预报方法,在实践中碰到了许多困难。

人工神经网络(ANN)是由大量简单的神经元广泛连接而成用以模拟人脑思维方式的复杂网络系统,它可以充分利用积累的各种信息以非显式表示系统输入、输出之间极其复杂的关系,具有类似于人脑的识别和联想能力^[1]。众多文献表明ANN方法在水文预报领域有广阔的应用前景^[4~7]。本文建立了于桥水库汛期入库水量预报的ANN模型,并在实例计算中得到了验证。

自本世纪50年代以来,神经网络的研究已提出了许多模型,如前向多层神经网络(Back-propagation),Hopfield联想神经网络、Grossberg自适应共振模型以及Kosko双向联想模型等。组成神经网络的基本单元是神经元,在每一时刻,各单元 U_i 都有一个激活值 $a_i(t)$,该激活值通过函数 f ,而产生出一个输出值 $O_i(t)$,并通过一系列单向连线,传送到系统的其他单元。 i, j 单元之间的影响程度以权重 W_{ij} 表示。所有的输入经过某种运算,就得到单元的净输入

$$net_j = \sum W_{ij} O_i \quad (1)$$

单元的净输入和当前激活值通过函数 F 作用,产生一个新的激活值。ANN通过神经元间不同连接方式进行信息处理,且模型可塑,即权值作为经验的函数,是可以修改的。因此,系统能演化。

前向多层神经网络被认为是最适用于模拟输入、输出的近似关系,在预测领域得到了广泛的应用。它通常由输入层、输出层和若干隐层组成,其信息处理分为前向传播和后向学习两步进行。网络的学习是一种误差从输出层到输入层向后传播并修正权值的过程,学习的目的是使网络的实际输出逼近某个给定的期望输出。如图1所示的一个网络,第 k 层第 i 个神经元的输入、输出关系为

$$y_j^{(k)} = f_j^{(k)} \left(\sum_{i=1}^{N_{k-1}} W_{ij}^{(k-1)} y_i^{(k-1)} - Q_j^{(k)} \right) \\ j = 1, 2, \dots, N_k \quad k = 1, \dots, M \quad (2)$$

① 霍英东教育基金会高等院校青年教师基金和天津市21世纪青年基金(963707311)资助项目。

② 钟登华,教授,博士生导师,通讯地址:天津大学科研处,邮编:300072。

式中 $W_{ij}^{(k-1)}$ 为第 $k-1$ 层第 i 个神经元到第 k 层第 j 个神经元的权值; $Q_j^{(k)}$ 为对应神经元的阈值, $f_j^{(k)}$ 为神经元的函数变换, 通常是非线性函数, N_k 为第 k 层神经元数目, M 为总层数。

利用式(2)可导出网络总的输入 $y_1^{(0)}, y_2^{(0)}, \dots, y_{n_0}^{(0)}$ 和输出 $y_1^{(m)}, y_2^{(m)}, \dots, y_{n_m}^{(m)}$ 之间的关系式, 反映它们之间关系的主要是权重 W , 网络在学习过程中不断调整 W 以期最终得到稳定的 W 所确定的网络能在最小二乘意义上逼近所对应的映射关系 f , 采用的学习算法为 BP 算法, 其步骤如下:

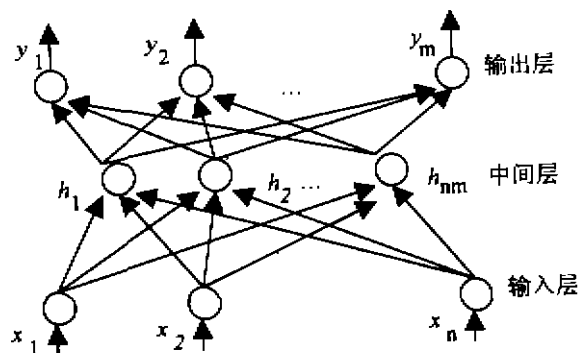


图 1 前向式多层网络

- 第 1 步 初始权值和残差;
- 第 2 步 输入数据向量 x_1, x_2, \dots, x_n 和确定期望输出 d_1, d_2, \dots, d_n ;
- 第 3 步 计算实际输出

$$X_j^{(H)} = f\left[\sum W_{ij}^{(H)} X_i^{(H-1)}\right] = f(I_j^{(H)}) \quad (3)$$
 式中 $X_j^{(H)}$ 为第 H 层第 j 个神经元输入的加权和, f 是 Sigmoid 函数
- 第 4 步 修正权值, 权值的修正按下式迭代算法进行

$$W_{ij}^{(H)}(t+1) = W_{ij}^{(H)}(t) + \eta \delta_j^{(H)} X_i^{(H-1)} \quad (4)$$

式中 X_i 是第 i 神经元的输出, δ_j 是第 j 神经元的误差, η 为学习系数, t 为迭代次序;

第 5 步 返回至第 2 步重复上述步骤。

2 于桥水库汛期入库水量预报 ANN 模型

2.1 建立输入、输出学习样本

于桥水库流域位于燕山山脉南侧, 属温带半湿润大陆季风气候, 是一个多雨中心, 多年平均降雨达 750 mm 左右, 降雨多发生在 7、8 月份, 暴雨中心常在水平口、马兰峪、遵化等地出现, 多年平均蒸发量为 1 622 mm, 年最大蒸发量为 1 951 mm。

选择于桥水库 1965~1990 年的每年汛期(6~9 月)入库水量 x_6 (亿立方米)和对应的预报因子实测资料作为研究对象, 选择的预报因子为:

- ①上一水文年总雨量 x_1 (mm);
- ②上一水文年 6~9 月总雨量 x_2 (mm);
- ③当年 3~5 月总雨量 x_3 (mm);
- ④当年 3~5 月总蒸发量 x_4 (mm);
- ⑤当年 3~5 月入库水量 x_5 (亿立方米)。

以 1965~1992 年实测资料作为学习样本建立 ANN 预报模型, 1993~1994 年资料留作预报检验之用, 模型建立后, 分别预报 1993 年、1994 年汛期的入库水量。

对资料进行分析, 表 1 给出实测资料分级的划分区间, 分级后的历年实测资料见表 2。

表 1 实测资料分级区间表

区间序号	因子 x_1 区间	因子 x_2 区间	因子 x_3 区间	因子 x_4 区间	因子 x_5 区间	x_6 区间
1	<560	<450	<45	>700	<0.5	<2
I	[560,680)	[450,550)	[45,95)	[600,700)	[0.5,1.5)	[2,4.8)
II	[680,800)	[550,650)	≥ 95	[500,600)	≥ 1.5	≥ 4.8
IV	≥ 800	≥ 650		≤ 500		

2.2 建立 ANN 预报模型

预报模型为

$$X_6 = F[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, W(k)] \quad (5)$$

其中, $W(k)$ 为多层 ANN 网络的权值集合, 用神经

网络 F 模拟预报因子与需预报量的非线性关系。模拟出入库水量与相应降雨量、蒸发量的关系是

表2 实测资料分级表

序号	年份	因子 x_1	因子 x_2	因子 x_3	因子 x_4	因子 x_5	6~9月入库 水量类别	
1	1965	4	4	1	2	2	0.1 0.9 0.1	II
2	1966	2	3	2	2	1	0.1 0.1 0.9	III
3	1967	4	4	3	2	1	0.1 0.1 0.9	III
4	1968	3	3	1	1	1	0.9 0.1 0.1	I
5	1969	2	1	2	2	1	0.1 0.9 0.1	II
6	1970	4	4	4	1	3	0.1 0.9 0.1	III
7	1971	2	2	2	2	2	0.9 0.1 0.1	I
8	1972	1	2	1	1	2	0.9 0.1 0.1	I
9	1973	2	3	2	3	1	0.9 0.1 0.1	I
10	1974	3	3	2	2	2	0.1 0.9 0.1	III
11	1975	1	2	1	3	3	0.9 0.1 0.1	I
12	1976	1	1	1	3	2	0.9 0.1 0.1	I
13	1977	3	3	4	3	3	0.1 0.9 0.1	III
14	1978	3	2	3	3	3	0.1 0.1 0.9	III
15	1979	4	4	4	2	3	0.1 0.1 0.9	III
16	1980	3	3	2	3	3	0.9 0.1 0.1	I
17	1981	2	2	2	3	2	0.9 0.1 0.1	I
18	1982	1	1	1	4	1	0.9 0.1 0.1	I
19	1983	4	4	4	4	1	0.9 0.1 0.1	I
20	1984	1	1	1	3	1	0.9 0.1 0.1	I
21	1985	2	2	2	4	3	0.1 0.9 0.1	III
22	1986	2	2	1	1	3	0.1 0.9 0.1	III
23	1987	3	3	4	3	3	0.1 0.9 0.1	III
24	1988	3	3	1	4	3	0.1 0.9 0.1	III
25	1989	2	2	2	4	3	0.1 0.9 0.1	III
26	1990	2	1	4	4	3	0.1 0.9 0.1	III
27	1991	4	3	3	3	4	0.1 0.9 0.1	III
28	1992	3	3	1	4	3	0.1 0.9 0.1	III
1	1993	1	1	2	4	3	0.1 0.9 0.1	I
2	1994	3	2	2	4	3	0.1 0.1 0.9	III

极其复杂的问题,经过反复试验,该神经网络选定 为3层BP网络,输入层6个节点(其中一个为教

师输入),隐层 25 个节点,输出层取 3 个节点,为使网络能正确区别 3 类输出水量类别,具有较强的分类能力,处理方法是三维空间 3 个坐标轴(彼此正交)作为期望输出值^[10],依次定为“0.9, 0.1, 0.1”(第 I 类),“0.1, 0.9, 0.1”(第 II 类),“0.1, 0.1, 0.9”(第 III 类),神经网络输出结果的最大值所在坐标轴若与期望输出一致,且其值范围

在 0.9 ± 0.25 之间,则视为模拟或预报合格,该处理方法从概率统计角度上是容易理解的。

模型结构确定后,随机选取 28 个样本作为 ANN 网络的学习样本,学习次数达 12 000 次后,训练量的收敛程度较为理想,神经网络能较好地模拟学习样本,建立了预报因子与汛期入库水量等级之间的非线性对应关系(见表 3)。

表 3 神经网络模拟结果(28 个样本)

序号	年份	因子					神经网络学习结果			注
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5				
1	1965	4	4	1	2	2	0.068 120	0.891 216	0.110 837	合格
2	1966	2	3	2	2	1	0.090 804	0.112 216	0.856 583	合格
3	1967	4	4	3	2	1	0.110 141	0.068 868	0.878 939	合格
4	1968	3	3	1	1	1	0.874 908	0.129 421	0.125 226	合格
5	1969	2	1	2	2	1	0.093 818	0.864 725	0.141 412	合格
6	1970	4	4	4	1	3	0.042 879	0.961 547	0.162 517	合格
7	1971	2	2	2	2	2	0.787 106	0.152 006	0.153 421	合格
8	1972	1	2	1	1	2	0.931 508	0.115 462	0.038 906	合格
9	1973	3	3	2	3	1	0.910 605	0.004 025	0.172 108	合格
10	1974	3	3	2	2	2	0.317 718	0.782 313	0.008 949	合格
11	1975	1	2	1	3	3	0.907 539	0.073 153	0.100 349	合格
12	1976	1	1	1	3	2	0.883 463	0.101 043	0.107 009	合格
13	1977	3	3	4	3	3	0.071 918	0.858 248	0.125 852	合格
14	1978	3	2	3	3	3	0.173 333	0.087 833	0.828 564	合格
15	1979	4	4	4	2	3	0.031 213	0.220 493	0.863 933	合格
16	1980	3	3	2	3	3	0.837 016	0.065 218	0.178 758	合格
17	1981	2	2	2	3	2	0.988 087	0.150 762	-0.024 662	合格
18	1982	1	1	1	4	1	0.893 142	0.126 813	0.067 337	合格
19	1983	4	4	4	4	1	0.885 998	0.125 122	0.052 682	合格
20	1984	1	1	1	3	1	0.890 767	0.077 678	0.149 130	合格
21	1985	2	2	2	4	3	0.070 074	0.886 518	0.136 580	合格
22	1986	2	2	1	1	3	0.104 816	0.899 309	0.066 164	合格
23	1987	3	3	4	3	3	0.071 918	0.858 248	0.125 852	合格
24	1988	3	3	1	4	3	0.119 803	0.912 659	0.039 424	合格
25	1989	2	2	2	4	3	0.070 074	0.886 518	0.136 580	合格
26	1990	2	1	4	4	3	0.154 344	1.037 868	-0.086 243	合格
27	1991	4	3	3	3	4	0.044 458	0.866 646	0.142 017	合格
28	1992	3	3	1	4	3	0.119 803	0.912 659	0.039 424	合格

2.3 预 测

为检验上述建立的 ANN 模型,将未参加学习的两个样本(1993 年,1994 年)作为输入,根据模型实际输出和期望输出之间的差距来决定入库

水量分类.结果表明,第 1 个样本的输出与第 I 类样本的期望输出接近,为第 II 类;第 2 个样本输出与第 III 类接近,为第 III 类.由表 4 可见,预报结果与实际情况完全一致.

表 4 神经网络预测结果

序号	年份	因子 x_1	因子 x_2	因子 x_3	因子 x_4	因子 x_5	神经网络学习结果			预报类别	实际类别	注
1	1993	1	1	2	4	3	-0.035 636	1.115 731	-0.083 648	I	II	合格
2	1994	3	2	2	4	3	0.079 964	0.203 237	0.845 089	III	III	合格

3 结 束 语

人工神经网络以其并行分布处理、自组织、自适应、自学习和其容错性等独特的优良性质,能较好地处理水文预报这一类多因子、不确定性、非线性问题.在本研究中,在建立输入、输出学习样本时,分级宜散,不宜过细,且防止样本间出现矛盾现象.在训练网络时,应反复调整学习效率、惯性量等参数.实例表明:ANN 模型对水文系统的模拟效果和预测精度,其结果较符合实际.且预报模型容错性强.随着样本系列的延长,其精度可望进一步提高.

鉴于此,人工神经网络方法在水文预报领域有广阔的应用前景,可以为水文预报实践提供有效的辅助手段.

参 考 文 献

1 丁 晶,黄伟军,邓育仁.水文水资源人工神经网络模

型的研究.水资源研究,1996,17(1):22~24

2 芮孝芳.流域水文模型研究中的若干问题.水科学进展,1997,(1):94~98

3 史忠植.神经计算.北京:电子工业出版社,1993

4 Hsu Kuolin. Artificial network modeling of the rainfall-runoff process. Water Resources Research, 1995, 31(10):2517~2530

5 Hsiangt Kung, L Yulin, Malasri S. Precipitation pattern study using artificial neural networks. Proceedings of international symposium, on impact of climatic change global warming on hydrology and water resources, China, 1993, 72~82

6 钟登华,王仁超,皮钧.水文预报时间序列神经网络模型.水利学报,1995,(2):69~75

7 尚金成,张勇传等.基于多层神经网络的随机自适应径流预报模型.水电能源科学,1995,13(1):52~56

8 雷鸣,吴雅,杨叔子.非线性时间序列建模与预测的神经网络法.华中理工大学学报,1993,(1):47~52

9 董 聪,夏人伟等.多层前向网络研究进展及若干问题.力学进展,1995,(2):186~195

10 蔡煜东,姚林声.径流长期预报的人工神经网络方法.水科学进展,1995,(1):61~65

An Artificial Neural Network Model for Forecasting Inflow Flood of Yuqiao Reservoir

Zhong Denghua, Huang Ling, Mi Ziming, Song Lingguang

Tianjin University

Abstract The artificial neural network method for hydrologic forecasting is presented in this paper. We establish the ANN model for Inflow Flood Forecasting of Yuqiao Reservoir in Haihe Waters, and its efficiency is shown by examples.

Keywords: hydrologic forecasting, artificial neural network(ANN), BP(back-propagation) model