

人工神经网络在水文预报中的应用

王日莲¹, 董曼玲²

(1. 广东肇庆市水利局设计院, 广东 肇庆 526060; 2. 山东农业大学水利学院, 山东 泰安 271018)

摘要:在介绍人工神经网络学习算法的基础上, 尝试用 ABPM 网络、L-M 网络和 RBF 网络进行水文预报, 并将这几种网络的计算结果进行了比较分析。仿真结果表明: 选择 ABPM 网络可以大大提高水文预测的精度, 且应用前景广泛。

关键词:BP 网络; 自适应变步长算法; L-M 算法; 径向基函数算法

中图分类号: P338

文献标识码: A

文章编号: 1006-7647(2002)05-0033-02

由于水文现象本身的复杂性, 目前还很难用物理方法对水文现象进行描述, 人们主要借助数理统计方法以及其它一些不确定的方法来描述水文现象, 以弥补物理方法的不足。不确定性的方法主要指运用概率统计、时间序列、模糊数学和灰色理论等来探索水文现象。这些理论和方法都需要具有显式函数, 而它们往往难以找到, 或只能用近似表达式描述, 一般都有比较大的误差, 因此, 寻找更加合理与灵活的理论和方法来充实水文学的研究成了水文工作者多年来不懈的追求, 人工神经网络途径便是一种尝试。

近年来, 人工神经网络在水文分析和水文预测中的应用越来越广泛, 并取得良好效果^[1]。纵观应用于水文预测的神经网络, BP 网络是最有效、最活跃的方法, 且绝大多数采用了三层结构(输入层、隐含层和输出层)。尽管一些研究表明, 应用 BP 网络具有较高的预测精度, 但标准 BP 网络存在学习收敛速度较慢, 稳定性差, 易陷入局部极小等缺点。这大大限制了 BP 网络的推广应用, 为此许多学者对 BP 网络进行了研究, 提出了不少改进方案, 这些方案有的能够提高网络的收敛速度, 有的则有助于脱离局部极小, 提高网络的收敛精度, 有的则二者兼顾。本文以一个水文预报实例为基础, 应用标准 BP 网络、阻尼最小(L-M)网络和径向基函数(RBF)网络进行水文预测, 并对预测结果进行比较分析, 为使用者选择合适的高性能网络结构提供参考。

1 学习算法及实现

一般的前向神经网络由输入层、隐含层、输出层

构成。

令 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$, $T = [t_1, t_2, \dots, t_n]^T$ 分别为网络的实际输出和期望输出; ω 为网络的目标函数^[2]:

$$E_p(\omega) = \frac{1}{2} \sum \sum (y_{jp} - t_{jp})^2 = \sum E_p \quad (1)$$

对 BP 神经网络的训练过程就是通过误差的反向传播调节网络的连接权重, 求 $\min E_p(\omega)$ 。

1.1 自适应变步长(ABPM)算法

自适应变步长算法^[2]和常规 BP 算法的主要区别在于学习步长随误差曲面的变化而进行调整。由于 BP 网络的逼近误差曲面的梯度变化是不均匀的, 即 $\partial E / \partial W(k)$ 在不同的位置大小不同。如果采用固定的步长, 当 λ 较小时, 在误差曲面较平坦的区域, 收敛较慢; 当步长 λ 较大时, 又会在峡谷区域引起振荡。自适应变步长算法正是针对步长的缺陷提出来的。这种算法以进化论中的进退法为理论基础, 即连续两次观测训练的误差值, 如果误差下降则增大学习率, 误差的反弹在一定范围内, 则保持步长, 误差的反弹超过一定限度则减小学习率。

1.2 阻尼最小算法

阻尼最小算法^[2,3]又称 L-M 算法, 在非线性问题的迭代求解过程中高斯-牛顿迭代具有二阶的收敛速度, 但迭代过程中的 Hessian 矩阵有可能变成奇异阵, 出现迭代无法进行的局面, 因而稳定性较差。L-M 算法则是在高斯-牛顿法和最速下降法之间进行平滑调和, 在远离最小值时逐渐切换到高斯-牛顿法。其公式描述如下:

$$W(k+1) = W(k) + P_k$$

$$P_k = -2(H + \mu D_H)^{-1} \nabla E(W(k)) \quad (2)$$

式中: $W(k)$ 为神经网络连接权值; H 为能量函数 E 在 $W(k)$ 处的 Hessian 矩阵; D_H 是对角矩阵, 其对角元素为 H 的对角元素; ∇E 为 E 在 $W(k)$ 处的导数矩阵。

1.3 径向基函数(RBF)算法

径向基函数神经网络^[4]由输入层、隐含层和输出层等三层组成, 输入层节点只传递输入信号到隐含层; 隐含层节点由像高斯函数那样的辐射状作用函数构成; 输出层节点通常是简单的线性函数。隐含层节点中的作用函数(基函数)对输入信号将在局部产生响应, 当输入信号靠近基函数的中央范围时, 隐含层节点将产生较大的输出, 由此看出这种网络具有局部逼近能力。

常用的是高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中: x 是 n 维输入向量; c_i 是第 i 个基函数的中心; σ_i 是第 i 个感知的变量; m 是感知单元的个数。 $\|x - c_i\|$ 是向量 $x - c_i$ 的范数, 它通常表示 x 和 c_i 之间的距离。

输入层实现从 $x \rightarrow R_i(x)$ 的非线性映射, 输出层实现从 $R_i(x)$ 到 y_k 的线性映射, 即:

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} R_i(x), \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (4)$$

从理论上而言, RBF 网络和 BP 网络一样可近似任何的连续非线性函数。两者的主要差别在于使用不同的作用函数, BP 网络中的隐含层节点使用的是 Sigmoid 函数, 其函数值在输入空间中无限大的范围内为非零值, 而 RBF 网络的作用函数则是局部的。

2 实例预测对比分析

2.1 神经网络训练与预测

根据以上算法, 我们用 Matlab 编制了相应的程序^[5], 并将程序用于以下实例的计算。

已知某水库有 33 年的历史数据, 具体见文献[6]。为了防汛需要, 以控制流域每年的最大日降雨量 X_{10} 、最大月降雨量 X_{11} 、最大 24 h 降雨量 X_{12} 和最大 72 h 降雨量 X_{13} 等 4 个控制参数作为网络的输入

变量, 以最大日库区径流为目标函数(即输出变量)。

a. 将前 30 年实测资料分别用上述三种网络 and 标准 BP 网络进行训练, 其网络模拟训练结果与实测结果的平均相对误差为: BP 网络 9.46%, ABPM 网络 8.34%, L-M 网络 2.67%, RBF 网络 0.82%。

b. 用已经训练好的网络对第 31 ~ 33 年的数据进行预测, 其结果如表 1 所示。

c. 4 种网络训练和预测时的学习速度比较结果如表 2 所示。

表 2 4 种神经网络预测时的训练次数

控制误差	训练次数			
	BP 网络	ABPM 网络	L-M 网络	RBF 网络
0.5	1300	200	24	2
0.2	54000	26600	38	16
0.1	222000	26800	46	30
0.05	386000	44100	56	发散

2.2 结果分析

a. 由网络模拟训练结果与实测结果的平均相对误差比较可知, 在进行网络学习训练逼近实际径流量时, 三种改进算法的网络在网络训练时的性能比标准 BP 网络有较大的提高, 误差最小的是 RBF 网络。

b. 由表 1 结果可知, 在进行预测时, 用标准 BP 网络计算的相对误差优于 L-M 网络和 RBF 网络, 平均相对误差最小的是 ABPM 网络。

c. 由表 2 可知, 在神经网络训练速度上, L-M 网络和 RBF 网络要大大优于 BP 网络和 ABPM 网络, 但 ABPM 网络又比标准 BP 网络的训练速度快。

d. 由于 L-M 网络和 RBF 网络的预报误差较大, 难以满足水文预报精度的要求(相对误差不能大于 20%), 而标准 BP 网络学习速度较慢, 易陷入局部极小, 所以在水文预报中建议使用 ABPM 网络。

3 结 语

本文对 4 种算法在水文预报方面应用的性能比较, 说明了虽然 L-M 网络和 RBF 网络具有学习速度快、收敛于局部极小的可能性小的优点, 但水文预报单个相对精度较大, 难以满足实际要求, 因而不适宜于水文预报。而 BP 网络的改进型之一的 ABPM 网络继承了 BP 网络的优点, 又改进了其收敛速度慢的

表 1 4 种神经网络预测结果对比

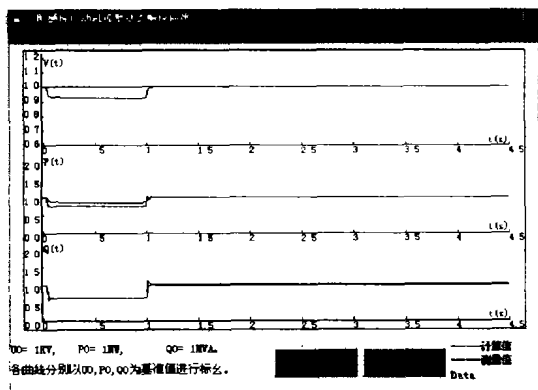
序号	实测径流 /mm	BP 网络		ABPM 网络		L-M 网络		RBF 网络	
		预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%
1	572.1	632.0	10.47	532.8	6.86	644.0	12.56	518.2	9.42
2	424.1	453.5	6.93	395.3	6.79	382.5	9.80	562.4	32.61
3	1180.8	1370.4	16.05	1079.4	8.58	1422.0	20.42	1064.6	9.84
平均相对误差			11.15		7.41		14.26		17.29

(下转第 37 页)

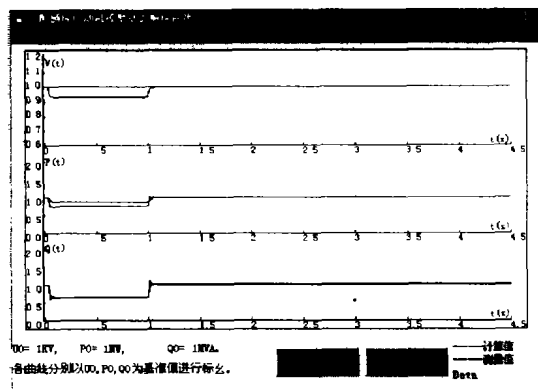
表 1 同步发电机占不同比例时的综合负荷模型辨识结果

比例/%	误差	γ_p	γ_q	P_0	Q_0	p_v	q_v	p_{d0}	q_{d0}	M	T'	β	C	X'	X	R
12.0	0.06	10.96	100.03	0.074	0.48	2.24	-0.46	0.600	-0.0001	7.28	0.980	0.0032	-0.258	0.67	0.66	1.97
20.0	0.30	8.62	100.01	0.046	0.43	2.77	-0.30	0.530	-0.0005	7.30	0.990	0.0020	-0.620	0.78	0.49	2.25
28.0	0.35	8.37	100.02	0.041	0.38	3.00	-0.26	0.450	-0.0002	6.30	1.000	0.0030	0.500	0.75	0.65	2.60
28.9	0.44	11.00	100.02	0.080	0.37	3.00	-0.90	0.380	-0.0002	7.30	0.970	0.0020	0.350	0.76	0.67	2.64
29.0	0.43	99.00	213.20	0.46	0.79	0	-1.00	0.005	-0.4200	9.64	0.007	1.5000	0.720	0.75	0.73	2.56
30.0	0.33	99.00	207.30	0.450	0.76	0	-1.00	0.004	-0.3900	9.97	0.006	0.5000	1.400	0.72	0.78	2.70

注:表中比例指同步发电机功率占负荷总功率的比值。



(a)同步电动机占 29%



(b)同步发电机占 30%

图 4 发电机模型动态响应

可见,当同步发电机所占比例小于28.9%时,辨识曲线与仿真曲线拟合较好,主要参数辨识结果在此范围内相差不大;而在同步发电机所占比例大于28.9%时,辨识曲线明显偏离仿真曲线,且辨识结果与同步发电机所占比例小于28.9%时的辨识结果有较大变化,某些参数甚至有数量级上的变化,在这种情况下,区域负荷建模时需计及同步发电机。

3 结 语

本文分析了地方电厂对区域负荷建模的影响,由仿真计算可以得到同步发电机所占比例的临界值,当小于此值时,可以采用综合负荷模型来描述实际负荷;当大于此值时,同步发电机对负荷建模的影响则不可不计,而此时所带来的建模问题以及模型的可辨识性问题,需要进行更深入的研究。

参考文献:

- [1] 鞠平,马大强.电力系统负荷建模[M].北京:水利电力出版社,1995.
- [2] 鞠平.电力系统非线性辨识[M].南京:河海大学出版社,1999.

(收稿日期:2001-10-22 编辑:张志琴)

(上接第 34 页)

缺点,因而在水文预报中不失为一种好的方法。

随着人们对神经网络研究的进一步深入,许多新的好的网络模型会不断涌现,将这些好的网络模型与实际的水文过程结合起来,使模型既具有方法的先进性又具有现实的可行性,仍将是一个值得深入研究的问题。

参考文献:

- [1] 刘国东,丁晶. BP 网络用于水文预测的几个问题探讨[J].水利学报,1999(1):65~69.
- [2] 袁亚湘,孙文瑜.最优化理论与方法[M].北京:科学出版社,1997.50~80.
- [3] 索胜军,孙光伟.几种改进 BP 算法的性能比较[J].哈尔滨建筑大学学报,2000(1):80~83.

- [4] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2000.40~56.
- [5] 闻新,周露. MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2000.207~260.
- [6] 林鲁生,李东.人工神经网络在水文预报应用中的探讨[J].广东水利水电,1999(6):12~14.

(收稿日期:2001-05-09 编辑:熊水斌)

